

SKRIPSI

**ANALISIS KINERJA ALGORITMA FPM DALAM
MENGIDENTIFIKASI POLA PEMBELIAN IMPULSIF PADA
SHOPEE BERDASARKAN FENOMENA FOMO**

DISUSUN OLEH

MIRZA RIAN ARIEF LUBIS

2109010071



UMSU

Unggul | Cerdas | Terpercaya

**PROGRAM STUDI SISTEM INFORMASI
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA**

MEDAN

2025

**ANALISIS KINERJA ALGORITMA FPM DALAM MENGIDENTIFIKASI
POLA PEMBELIAN IMPULSIF PADA SHOPEE BERDASARKAN
FENOMENA FOMO**

SKRIPSI

**Diajukan sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Komputer
(S.Kom) dalam Program Studi Sistem Informasi pada Fakultas Ilmu Komputer
Dan Teknologi Informasi, Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara**

**MIRZA RIAN ARIEF LUBIS
2109010071**

**PROGRAM STUDI SISTEM INFORMASI
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA
MEDAN
2025**

LEMBAR PENGESAHAN

Judul Skripsi : ANALISIS KINERJA ALGORITMA FPM DALAM
MENGIDENTIFIKASI POLA PEMBELIAN IMPULSIF
PADA SHOPEE BERDASARKAN FENOMENA FOMO

Nama Mahasiswa : MIRZA RIAN ARIEF LUBIS

NPM : 2109010071

Program Studi : SISTEM INFORMASI

Menyetujui
Komisi Pembimbing



Dr. Al-Khowarizmi, S.Kom., M.Kom.
NIDN. 0127099201

Ketua Program Studi



Dr. Firahmi Rizky, M.Kom
NIDN. 0116079201

Dekan



Dr. Al-Khowarizmi, S.Kom., M.Kom.
NIDN. 0127099201

PERNYATAAN ORISINALITAS

ANALISIS KINERJA ALGORITMA FPM DALAM MENGIDENTIFIKASI POLA PEMBELIAN IMPULSIF PADA SHOPEE BERDASARKAN FENOMENA FOMO

SKRIPSI

Saya menyatakan bahwa karya tulis ini adalah hasil karya sendiri, kecuali beberapa kutipan dan ringkasan yang masing-masing disebutkan sumbernya.

Medan, 29 September 2025

Yang membuat pernyataan



Mirza Rian Arief Lubis

2109010071

PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI
KARYA ILMIAH UNTUK KEPENTINGAN
AKADEMIS

Sebagai sivitas akademika Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara, saya bertanda tangan dibawah ini:

Nama : Mirza Rian Arief Lubis
NPM : 2109010071
Program Studi : Sistem Informasi
Karya Ilmiah : Skripsi

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara Hak Bebas Royalti Non-Eksekutif (*Non-Exclusive Royalty free Right*) atas penelitian skripsi saya yang berjudul:

ANALISIS KINERJA ALGORITMA FPM DALAM MENGIDENTIFIKASI
POLA PEMBELIAN IMPULSIF PADA SHOPEE BERDASARKAN
FENOMENA FOMO

Beserta perangkat yang ada (jika diperlukan). Dengan Hak Bebas Royalti Non-Eksekutif ini, Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara berhak menyimpan, mengalih media, memformat, mengelola dalam bentuk database, merawat dan mempublikasikan Skripsi saya ini tanpa meminta izin dari saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis dan sebagai pemegang dan atau sebagai pemilik hak cipta.

Demikian pernyataan ini dibuat dengan sebenarnya.

Medan, 29 September 2025
Yang membuat pernyataan



Mirza Rian Arief Lubis
NPM. 2109010071

RIWAYAT HIDUP

DATA PRIBADI

Nama Lengkap : Mirza Rian Arief Lubis
Tempat dan Tanggal Lahir : 2109010071
Alamat Rumah : Jl. Ibrahim Umar No.14 Medan
Telepon/Faks/HP : 0878-8575-9050
E-mail : arieflubism@gmail.com
Instansi Tempat Kerja : -,
Alamat Kantor : -,

DATA PENDIDIKAN

SD : SD. TAMAN HARAPAN MEDAN TAMAT: 2015
SMP : SMPN 29 MEDAN TAMAT: 2018
SMA : SMAN 8 MEDAN TAMAT: 2021

KATA PENGANTAR



Pendahuluan

Penulis tentunya berterima kasih kepada berbagai pihak dalam dukungan serta doa dalam penyelesaian skripsi. Penulis juga mengucapkan terima kasih kepada:

1. Bapak Prof. Dr. Agussani, M.AP., Rektor Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara (UMSU).
2. Bapak Dr. Al-Khowarizmi, S.Kom., M.Kom. Dekan Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi (FIKTI) UMSU.
3. Bapak Martiano S.Pd, S.Kom., M.Kom. Ketua Program Studi.
4. Ibu Yoshida Sary, S.E., S.Kom., M.Kom. Sekretaris Program Studi.
5. Bapak Dr. Al-Khowarizmi, S.Kom., M.Kom. Sebagai Pembimbing.
6. Kepada Kedua Orang Tua serta Keluarga yang telah memberi dukungan penuh terhadap penulis.
7. Semua pihak yang terlibat langsung ataupun tidak langsung yang tidak dapat penulis ucapkan satu-persatu yang telah membantu penyelesaian skripsi ini.

ANALISIS KINERJA ALGORITMA FPM DALAM MENGIDENTIFIKASI
POLA PEMBELIAN IMPULSIF PADA SHOPEE BERDASARKAN
FENOMENA FOMO

ABSTRAK

Penelitian ini menganalisis kinerja algoritma Frequent Pattern Mining (FP-Growth) dalam mengidentifikasi pola pembelian impulsif pada platform Shopee yang dipicu oleh fenomena Fear of Missing Out (FOMO) di kalangan generasi milenial dan Gen-Z. Penelitian menggunakan pendekatan deskriptif kuantitatif dengan menganalisis data transaksi 50 pengguna yang melakukan minimal 6 transaksi dalam dua minggu terakhir dengan menggunakan fitur *paylater*. Data dianalisis menggunakan algoritma FP-Growth dengan nilai *minimum support* 20%, *minimum confidence* 20%, dan *lift ratio* >1. Hasil penelitian menunjukkan bahwa: (1) FP-Growth berhasil mengidentifikasi pola pembelian impulsif dengan confidence tertinggi sebesar 91,7% pada aturan Otomotif → Pakaian. (2) Kategori Pakaian mendominasi pola pembelian dan muncul dalam 35 transaksi. (3) Teridentifikasi pola asosiasi yang kuat dan kompleks, termasuk hubungan asimetris seperti Kesehatan → Kecantikan dengan confidence 78,6%. Penelitian ini menyimpulkan bahwa FP-Growth efektif dalam mengungkap pola pembelian impulsif yang dipengaruhi FOMO dan *paylater*, serta dapat menjadi dasar bagi pengembangan strategi pemasaran yang lebih terarah di platform e-commerce.

Kata kunci: FOMO, pembelian impulsif, Shopee, FP-Growth, *paylater*, aturan asosiasi.

PERFORMANCE ANALYSIS OF THE FPM ALGORITHM IN IDENTIFYING
IMPULSIVE BUYING PATTERNS ON SHOPEE BASED ON THE FOMO
PHENOMENOM

ABSTRACT

This study analyzes the performance of the Frequent Pattern Mining (FP-Growth) algorithm in identifying impulsive buying patterns on Shopee triggered by the Fear of Missing Out (FOMO) phenomenon among Millennials and Generation Z. Using a quantitative descriptive approach, transaction data from 50 users with a minimum of 6 transactions over the last two weeks using paylater were analyzed using FP-Growth with a minimum support of 20%, minimum confidence of 20%, and lift ratio >1 . The results show that: (1) FP-Growth successfully identified impulsive buying patterns with the highest confidence of 91.7% for the rule Automotive \rightarrow Clothing. (2) The Clothing category dominated purchasing patterns, appearing in 35 transactions. (3) Strong and complex association patterns were identified, including asymmetric relationships such as Health \rightarrow Beauty with 78.6% confidence. This study concludes that FP-Growth is effective in revealing FOMO and paylater, driven impulsive buying patterns and can serve as a basis for developing more targeted marketing strategies on e-commerce platforms.

Keywords: FOMO, impulsive buying, Shopee, FP-Growth, paylater, association rules.

DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN.....	ii
PERNYATAAN ORISINALITAS.....	iii
PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI.....	iv
KARYA ILMIAH UNTUK KEPENTINGAN.....	iv
AKADEMIS	iv
RIWAYAT HIDUP.....	v
KATA PENGANTAR.....	vi
ABSTRAK.....	vii
ABSTRACT.....	viii
DAFTAR ISI	ix
DAFTAR TABEL	xi
DAFTAR GAMBAR.....	xii
BAB I	1
PENDAHULUAN	1
1.1. Latar Belakang Masalah.....	1
1.2. Rumusan Masalah.....	4
1.3. Batasan Masalah	4
1.4. Tujuan Penelitian	5
1.5. Manfaat Penelitian	5
BAB II.....	6
LANDASAN TEORI.....	6
2.1. Pembelian Impulsif	6
2.1.1 Faktor Pemicu Pembelian Impulsif.....	6
2.1.2 Indikator Pembelian Impulsif	7
2.1.3 Dampak Pembelian Impulsif	9
2.2 Fear of Missing Out(FoMO).....	10

2.2.1 Ciri-Ciri FoMO	10
2.2.2 Dampak FoMO.....	11
2.3 Frequent pattern mining.....	11
2.3.1 Algoritma <i>Frequent pattern mining</i>	12
2.3.2 Aturan asosiasi penambangan.....	14
2.4 FP-Growth	15
2.4.1 FP-Tree	16
2.5 PHYTON	29
2.6 Studi Literatur.....	30
BAB III	33
METODOLOGI PENELITIAN	33
3.1. Jenis Penelitian	33
3.2. Ruang Lingkup Penelitian	33
3.3. Metode Pengumpulan Data	33
3.4. Alur Penelitian.....	34
3.5. Teknik Analisis Data	35
3.6. Jadwal Penelitian.....	36
BAB IV.....	37
HASIL DAN PEMBAHASAN	37
4.1 Analisis Data	37
4.2 Perhitungan Manual FP-Growth	46
4.3 Implementasi Algoritma FP-Growth	57
BAB V	61
KESIMPULAN DAN SARAN	61
5.1 Kesimpulan.....	61
5.2 Saran	62
DAFTAR PUSTAKA.....	63

DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Contoh Data Transaksi.....	16
Tabel 2. 2 Jumlah Support dalam itemset	18
Tabel 2. 3 jumlah support yang diurutkan	18
Tabel 2. 4 Jumlah Itemset yang diurutkan	19
Tabel 2. 5 Pola dasar yang dibuat dalam numerik FP-Growth	24
Tabel 2. 6 Pohon FP bersyarat untuk item	25
Tabel 2. 7 Pohon FP bersyarat untuk item	25
Tabel 2. 8 Aturan asosiasi	26
Tabel 2. 9 Aturan asosiasi dengan confidence	27
Tabel 2. 10 Aturan asosiasi dengan confidence lebih dari 75%	28
Tabel 2. 11 Studi Literatur	30
Tabel 3. 1 Jadwal Penelitian.....	36
Tabel 4. 1 Visualisasi Data.....	37
Tabel 4. 2 urutan data sesuai frekuensi item	47
Tabel 4. 3 Kategori Produk Terurut	48
Tabel 4. 4 Conditional Pattern Base.....	52
Tabel 4. 5 Conditional FP-tree	54
Tabel 4. 6 Frequent Itemset.....	56
Tabel 4. 7 Hasil Asosiasi Pola Pembelian.....	57

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 Pohon FP Data transaksi	17
Gambar 2. 2 Conditional Pohon FP	17
Gambar 2. 3 Pohon FP dengan satu transaksi	20
Gambar 2. 4 Dataset satu transaksi	20
Gambar 2. 5 Pohon FP Dengan satu transaksi	21
Gambar 2. 6 Pohon FP dengan dua transaksi.....	21
Gambar 2. 7 Pohon FP dengan dua transaksi.....	22
Gambar 2 .8 Pohon FP dengan dua transaksi.....	22
Gambar 2. 9 Pohon FP dengan tiga transaksi	23
Gambar 2. 10 Pohon FP Final untuk Algoritma FP	23
Gambar 3. 1 Alur Penelitian.....	34
Gambar 3. 2 Teknik analisis data	35
Gambar 4. 1 Simpul awal Pohon FP	50
Gambar 4. 2 Simpul Akhir Pohon FP	51

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang Masalah

Fenomena FoMO (*Fear of Missing Out*) telah menjadi salah satu tren yang signifikan di kalangan generasi milenial dan generasi Z. FoMO bermula dengan perilaku sering melihat gambar-gambar indah di media sosial dan merasa tertinggal atau merasa cemas ketika tidak dapat terlibat dalam pengalaman tersebut (Rizal, 2023). FoMO, merupakan fenomena kekhawatiran karena tidak *up to date* terhadap apa yang terjadi (Aisafitri & Yusriyah, 2020). Tidak hanya itu, Fenomena FoMO (*Fear of Missing Out*) telah menjadi faktor kunci yang memengaruhi perilaku konsumen, khususnya dalam pembelian impulsif yang dilakukan generasi milenial dan generasi Z.

Pembelian impulsif berarti melakukan pembelian yang tidak direncanakan. Ini didasarkan pada pemikiran yang tidak rasional (Surveyandini, 2021). Sedangkan Menurut (Ghinarahima & Idulfilastri, 2024) Terdapat beberapa alasan eksternal perilaku pembelian impulsif, diantaranya diakibatkan oleh berbagai kondisi emosional, situasional, dan sosial. Fenomena pembelian impulsif masih menjadi problematika yang dirasakan oleh orang dewasa, salah satunya perilaku ini muncul karena dampak variabel FoMO (*Fear of Missing Out*) atau simpelnya ikut-ikutan (Nurjanah et al., 2023). Sehingga FoMO berperan penting dalam mendorong konsumen untuk melakukan pembelian secara spontan karena dorongan eksternal seperti diskon, penjualan terbatas waktu, jumlah produk yang terbatas, atau mungkin pembelian beberapa produk dalam satu paket. Banyaknya promosi yang

ditawarkan membuat belanja online semakin digemari konsumen (Nighel & Sharif, 2022).

Dalam konteks *e-commerce*, shopee kini telah menjadi toko online terbesar di asia tenggara dan menjadi toko online terpopuler Di Indonesia. Shopee sebagai toko online telah memberikan berbagai penawaran menarik seperti diskon besar, gratis ongkos kirim, pengembalian dana atau sistem bayar di rumah. Tidak hanya itu shopee juga telah menyediakan fitur pembayaran nanti (*paylatter*) dan harbolnas. Harbolnas adalah pesta belanja online yang digelar oleh beberapa platform jual beli online dan *e-commerce* di Indonesia (Oktyandito, 2023). Hal ini menjadi salah satu faktor penting dalam pembelian impulsif dan menjadikan pengguna FoMO (*Fear of Missing Out*) atau tidak mau ketinggalan dalam mengikuti hari belanja online nasional.

Data menunjukkan bahwa fenomena FoMO ini berkontribusi besar terhadap peningkatan pembelian impulsif, terutama di kalangan generasi milenial dan gen Z dalam berbelanja online. Survei menunjukkan sekitar 35 persen pengeluaran masyarakat digunakan untuk belanja yang tidak direncanakan, seperti pembelian barang di *e-commerce* atau media sosial (Arief, 2025). Sistem seperti *flash sale* atau diskon membuat orang mudah tergoda tanpa memikirkan kebutuhan sebenarnya. Hal ini menyebabkan berbagai dampak buruk, baik secara finansial, psikologis, sosial, maupun lingkungan. Pengguna yang tidak mampu mengendalikan FoMO berisiko lebih besar untuk terjebak dalam kebiasaan pembelian impulsif, yang tidak hanya berdampak pada kondisi finansial tetapi juga kesehatan mental mereka.

Namun, penelitian yang menganalisa pola pembelian impulsif berdasarkan fenomena FoMO masih sangat terbatas seperti penelitian yang dilakukan

(Kurniawan & Utami, 2022) yang mendapatkan hasil *Fear of Missing Out* (FoMo) berpengaruh positif terhadap *impulse buying*. Atau penelitian yang dilakukan (Maria et al., 2025) yang mendapatkan hasil FoMO telah menjadi faktor psikologis yang menentukan masyarakat dalam keputusan pembelian secara impulsif.

Berdasarkan permasalahan Di atas, Penulis akan meneliti lebih lanjut bagaimana Fenomena FoMO menjadi faktor penting dalam pembelian impulsif. Pada penelitian ini penulis menggunakan Penambangan pola yang sering muncul atau yang kita kenal dengan *Frequent pattern mining*(FPM) dalam mengidentifikasi pola pembelian impulsif. Hal ini dikarenakan *Frequent pattern mining* (FPM) mampu mengidentifikasi pola yang sering muncul. Dengan mengidentifikasi pola yang sering muncul, kita dapat mengamati item yang berkorelasi kuat secara bersamaan dan dengan mudah mengidentifikasi karakteristik dan asosiasi yang serupa di antara item tersebut (Pratibha, 2021). Salah satu algoritma yang mampu mengidentifikasi pola pembelian adalah *FP-Growth*. *FP-Growth* dapat mengungkap pola-pola pembelian seperti penelitian yang dilakukan oleh (Setyorini et al., 2020) dengan judul Penerapan Algoritma *FP-Growth* dalam penentuan pembelian konsumen atau penelitian yang dilakukan (Suhada et al., 2020) dengan judul Penerapan Algoritma *FP-Growth* Untuk Menentukan Pola Pembelian Konsumen Pada AHASS Cibadak.

Dari banyaknya penelitian yang dilakukan sebelumnya, masih sedikit penelitian yang menjadikan generasi milenial dan generasi Z sebagai sampel penelitian mengenai pengaruh FoMO terhadap pembelian impulsif, penentuan populasi dan sampel ini berdasarkan pengamatan penulis terhadap maraknya pembelian impulsif yang telah dilakukan generasi milenial dan generasi Z. Banyak

dari mereka yang merasa cemas dan khawatir jika tidak membeli apa yang telah menjadi trend masa kini. Berdasarkan penjelasan diatas, penulis merumuskan penelitian yang berjudul ” **Analisis Kinerja Algoritma Frquent Pattern Mining dalam Mengidentifikasi Pola Pembelian Impulsif pada Platform Shopee Berdasarkan Fenomena FoMO**”.

1.2. Rumusan Masalah

Permasalahan dalam penelitian ini adalah bagaimana fenomena FoMO (*Fear of Missing Out*) dapat berpengaruh terhadap perilaku pembelian impulsif pada platform Shopee, khususnya di kalangan generasi milenial dan Gen Z yang cenderung rentan terhadap dorongan emosional dan tekanan sosial.

1.3. Batasan Masalah

Adapun batasan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Penelitian ini hanya akan menganalisa kinerja salah satu algoritma *frequent pattern mining* yaitu *FP-Growth* dalam mengidentifikasi pola pembelian impulsif berdasarkan fenomena FoMO tanpa membandingkannya dengan algoritma lain.
2. Ruang lingkup penelitian ini hanya mencakup pengguna platform shopee tanpa melibatkan platform lain.
3. Penelitian ini hanya melibatkan generasi milenial dan generasi Z dalam mengidentifikasi pola pembelian impulsif yang mereka lakukan.
4. Penelitian ini hanya meneliti pembelian yang dilakukan melalui pembelian menggunakan *paylater*.

1.4. Tujuan Penelitian

Adapun tujuan Penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Penelitian ini bertujuan mengidentifikasi pola pembelian impulsif yang terjadi pada platform shopee.
2. Penelitian ini juga bertujuan memahami bagaimana FoMO dapat mempengaruhi pembelian impulsif khususnya di kalangan generasi milenial dan gen Z yang dipicu oleh *Paylatter*.
3. Selain itu, Penelitian ini juga bertujuan untuk mengungkap bagaimana Algoritma *frequent pattern mining* (FPM) dapat mengidentifikasi pola pembelian impulsif berdasarkan Fenomena FoMO.

1.5. Manfaat Penelitian

Adapun manfaat penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Penelitian ini diharapkan memberikan kontribusi pada pengembangan teori perilaku konsumen, khususnya dalam memahami hubungan antara fenomena FOMO (*Fear of Missing Out*) dan pembelian impulsif.
2. Penelitian ini diharapkan memperkaya literatur tentang pemahaman algoritma FPM dalam analisa data, khususnya untuk mengidentifikasi pola pembelian impulsif dan penjualan produk lintas kategori.
3. Penelitian ini juga diharapkan dapat membantu pelaku bisnis pada platform shopee dalam memanfaatkan fitur shopee yang berpengaruh dalam pembelian impulsif yang dilakukan para pengguna khususnya Generasi milenial dan Generasi Z.

BAB II

LANDASAN TEORI

2.1. Pembelian Impulsif

Pembelian impulsif merupakan proses pembelian suatu barang yang dilakukan secara tidak sengaja dan terjadi Ketika konsumen melihat produk atau barang tertentu langsung tertarik melihatnya dan ingin segera mendapatkannya. Pembelian impulsif dilakukan secara spontan, terburu-buru dan didorong oleh aspek psikologis emosional terhadap suatu produk atau tergoda oleh persuasi dari pemasar. Individu yang sangat impulsif lebih mungkin terus mendapatkan stimulus pembelian yang spontan, daftar belanja lebih terbuka, serta menerima ide pembelian yang tidak direncanakan secara tiba-tiba.

2.1.1 Faktor Pemicu Pembelian Impulsif

Pembelian Impulsif adalah fenomena yang terjadi karena berbagai faktor. Selengkapnya tentang faktor-faktor pemicu belanja impulsif adalah sebagai berikut:(NISP, 2023)

1. Faktor strategi pemasaran

Faktor pertama terjadinya pembelian impulsif adalah pengaruh strategi pemasaran dari penjual. Strategi pemasaran seperti promo, diskon, *cashback* dan pengaruh dari sales bisa mendorong perilaku impulsif. Karena hal-hal tersebut mampu menarik minat dan perhatian sehingga muncul keinginan untuk membeli dan memilikinya.

2. Faktor kepribadian

Faktor kepribadian dapat menjadi penyebab terjadinya pembelian impulsif. Aktivitas ini bisa terjadi karena diri merasa gengsi dan FoMO bila tidak mempunyai barang sedang tren masa itu. Sehingga demi meningkatkan citra dan popularitas, orang dengan sindrom belanja impulsif akan rela membeli apa saja yang menyokong tujuan tersebut.

3. Faktor jenis produk

Sifat intrinsik dan ekstrinsik produk juga mampu mendorong tingkah laku belanja impulsif. Dengan varian beragam, tampilan kemasan menarik, desain penataan, keterbatasan atau kelangkaan produk menimbulkan seseorang yang melihatnya menjadi tertarik dan berminat membelinya, bahkan meski sebenarnya tidak membutuhkannya.

4. Faktor geografis dan budaya

Faktor geografis dan budaya rupanya bisa mempengaruhi terjadinya aktivitas belanja impulsif. Faktanya, masyarakat dengan budaya mandiri tinggi cenderung mempunyai kebiasaan belanja impulsif dibandingkan masyarakat budaya kolektif.

2.1.2 Indikator Pembelian Impulsif

Sebenarnya, tidak semua kegiatan berbelanja dalam jumlah banyak dapat dikategorikan sebagai belanja impulsif. Terdapat beberapa indikator impulsif buying, di antaranya: (NISP, 2023)

1. Suka mencari kepuasan instan

Suka mencari kepuasan instan merupakan indikator pembelian impulsif yang pertama. Ketika Anda merasa jenuh, bosan, atau stress dan

membutuhkan kepuasan instan, maka Anda melakukan kegiatan berbelanja secara impulsif sebagai kepuasan diri.

2. Membeli barang tanpa berfikir dua kali

Poin berikutnya indikator pembelian impulsif adalah melakukan pembelian barang tanpa pertimbangan. Ketika Anda tertarik pada suatu produk, kemudian langsung membelinya tanpa berpikir dua kali terkait manfaat dan kemampuan finansial, maka Anda masuk dalam kategori belanja secara impulsif.

3. Beli barang berlebihan dengan dalih *self-reward*

Bekerja keras demi mencapai tujuan pribadi memunculkan keinginan melakukan *self-reward* sebagai apresiasi diri sendiri. Sebenarnya hal tersebut tidak salah bila kita menempatkan secara bijak. Namun jika Anda terus membeli barang dengan dalih *self-reward* maka Anda memiliki karakteristik sindrom belanja impulsif dalam diri Anda.

4. Menjadikan *window shopping* sebagai penghilang stress

Poin berikutnya indikator pembelian impulsif adalah menghilangkan stress melalui *window shopping*. *Window shopping* merupakan kegiatan yang menyenangkan sehingga sering dijadikan sebagai penghilang stress. Namun, aktivitas ini membuat Anda sangat rentan melakukan terjebak dalam belanja impulsif.

5. Suka membeli barang sesuai tren terbaru

Kebiasaan membeli barang sesuai tren terbaru merupakan indikator pembelian impulsif yang mudah dikenali. Demi memenuhi kebutuhan sosial, gengsi, dan menghindari FoMO, Anda menuntut diri untuk

berbelanja produk sesuai *update* perkembangan zaman. Padahal barang tersebut belum tentu sesuai kebutuhan Anda.

6. Gampang tergoda promo dan diskon

Terakhir, indikator pembelian impulsif adalah mudah tergiur promo dan diskon. Saat orang melihat penawaran promo dan diskon dari suatu produk, mereka berpikir bahwa hal tersebut merupakan kesempatan untuk mendapatkan harga lebih murah. Oleh karena itu, pembeli memanfaatkan peluang tersebut dengan membeli barang dalam jumlah banyak dengan dalih kesempatan tersebut bisa saja tidak terulang kembali.

2.1.3 Dampak Pembelian Impulsif

Impulsive buying atau pembelian impulsif memiliki dampak yang signifikan pada keuangan dan kesejahteraan seseorang. Berikut adalah beberapa dampak yang mungkin timbul akibat perilaku ini: (UID, 2024)

1. **Kerusakan Keuangan:** Pembelian impulsif seringkali mengakibatkan pengeluaran yang tidak terencana dan tidak dibutuhkan. Hal ini dapat mengarah pada penumpukan utang kartu kredit atau pinjaman, serta merusak kondisi keuangan secara keseluruhan. Orang yang sering melakukan pembelian impulsif cenderung memiliki tabungan yang lebih rendah dan tingkat keuangan yang lebih tidak stabil.
2. **Stres Keuangan:** Merasa tertekan atau cemas terkait masalah keuangan adalah dampak lain dari pembelian impulsif. Ketika seseorang menyadari bahwa mereka telah menghabiskan uang secara tidak rasional atau tidak bijaksana, hal ini dapat menyebabkan stres, kecemasan, dan ketidakpastian terkait keuangan mereka.

3. **Penyesalan:** Setelah efek euforia pembelian impulsif mereda, seringkali muncul perasaan penyesalan dan penyesalan atas pembelian tersebut. orang mungkin menyadari bahwa barang atau produk yang mereka beli tidak benar-benar dibutuhkan atau tidak memberikan kepuasan jangka panjang, yang menyebabkan penyesalan dan kekecewaan.
4. **Ketidakstabilan emosional:** Pembelian impulsif juga dapat mempengaruhi kesejahteraan emosional seseorang. Ketika seseorang terbiasa memenuhi keinginan mereka secara impulsif, mereka mungkin mengalami fluktuasi emosi yang lebih besar terkait dengan keuangan dan belanja.
5. **Kerusakan Hubungan:** Perilaku pembelian impulsif juga dapat memengaruhi hubungan interpersonal seseorang, terutama jika kebiasaan tersebut menyebabkan ketegangan atau konflik terkait dengan keuangan bersama atau tanggung jawab keuangan.

2.2 Fear of Missing Out(FoMO)

FoMO merupakan singkatan dari *Fear Of missing Out* yang memiliki arti perasaan cemas atau tidak nyaman ketika seseorang merasa bahwa mereka ketinggalan sesuatu. Orang yang FoMO akan terus-menerus merasa perlu terlibat dalam segala hal agar tidak kehilangan momen atau peluang penting.

2.2.1 Ciri-Ciri FoMO

FoMO dapat berdampak negatif pada kesehatan mental dan kesejahteraan seseorang, sehingga penting untuk menyadari tanda-tandanya dan mengambil langkah untuk mengelola perasaan tersebut. Berikut ini merupakan ciri-ciri orang yang terkena FoMO: (BFI, 2022)

1. Menghabiskan banyak waktu untuk bermain gadget.
2. Lebih mementingkan media sosial daripada kehidupan nyata.
3. Haus akan gosip terbaru dan informasi mengenai kehidupan orang lain.
4. Rela merogoh kocek yang tidak sedikit demi mengikuti trend terkini.
5. Tidak keberatan untuk berkata 'ya' jika Diajak untuk mengikuti suatu yang Tengah Ramai/Populer.
6. Selalu ingin tahu berita terkini.

2.2.2 Dampak FoMO

FoMO (*Fear of Missing Out*) dapat memiliki berbagai dampak negatif, baik pada kesehatan mental, emosional, maupun kehidupan sehari-hari. Berikut dampak yang ditimbulkan akibat FoMO: (Makarim, 2024).

1. Stres dan kecemasan.
2. Tidak fokus dan produktif.
3. Tidak memiliki hubungan yang dalam.
4. Gangguan tidur.

2.3 Frequent pattern mining

Frequent pattern mining atau yang bisa juga disebut Penambangan pola yang sering terjadi adalah teknik penambangan data yang digunakan untuk mengidentifikasi pola, asosiasi, atau korelasi yang berulang dalam suatu kumpulan data. Teknik ini membantu menemukan kumpulan item, urutan, atau substruktur yang sering muncul dalam data. Dalam konteks penelitian ini, *Frequent pattern mining* (FPM) digunakan untuk mengidentifikasi pola pembelian impulsif di platform Shopee berdasarkan fenomena FoMO (Fear of Missing Out).

2.3.1 Algoritma *Frequent pattern mining*

Ada beberapa algoritma utama yang sering digunakan dalam penambangan pola yang sering terjadi. Beberapa algoritma utama tersebut meliputi algoritma Apriori, algoritma FP-Growth, dan algoritma ECLAT. Masing-masing memiliki pendekatannya sendiri untuk menambang pola yang sering terjadi secara efisien dari kumpulan data yang besar.

1. Apriori

Algoritma Apriori adalah algoritma yang digunakan untuk menghitung aturan asosiasi antar objek. Aturan asosiasi menjelaskan bagaimana dua atau lebih objek terkait satu sama lain. Dengan kata lain, algoritma apriori adalah algoritma berbasis aturan asosiasi yang menganalisis apakah orang yang membeli produk A juga membeli produk B (Trivusi, 2022).

Apriori bekerja dengan cara mencari itemset yang sering muncul (frequent itemset) dalam dataset transaksi secara iteratif, dimulai dari 1-itemset hingga k-itemset. Pertama, hitung frekuensi 1-itemset dan pilih yang memenuhi *minimum support* (minsup). Selanjutnya, gabungkan itemset yang frequent untuk membentuk kandidat itemset yang lebih besar, hitung frekuensinya, dan pilih yang memenuhi minsup. Setelah frequent itemset ditemukan, algoritma apriori menghasilkan aturan asosiasi dengan menghitung *confidence* dan memilih aturan yang memenuhi *minimum confidence*. Prinsip apriori properti digunakan untuk mengurangi jumlah kandidat yang perlu diperiksa, yaitu sebuah itemset yang tidak *frequent*, semua super-set nya juga tidak *frequent*.

2. FP-Growth

FP-Growth adalah salah satu cara alternatif untuk menemukan himpunan data yang paling sering muncul tanpa menggunakan generasi kandidat. *Fp-growth* membangun konstruksi data *fp-tree* yang sangat dikompresi, dan mengurangi data asli (Suhada et al., 2020).

Cara kerja algoritma *FP-Growth* adalah membuat struktur pohon yang menyimpan informasi frequent itemset secara kompak. Setiap node dalam pohon mewakili item, dan path dari root ke node merepresentasikan itemset yang sering muncul. Lalu, algoritma mengekstrak *frequent* itemset dengan cara rekursif membangun *conditional FP-Tree* untuk setiap item, lalu menggabungkan item-item tersebut untuk menemukan pola yang sering muncul.

3. ECLAT

Algoritma Eclat pertama kali diperkenalkan oleh Zaki dan Gouda pada tahun 1997. Algoritma ini menjadi pengembangan dari algoritma asosiasi lainnya, seperti Apriori. Seiring berjalannya waktu, algoritma ini terus mengalami perkembangan dan peningkatan kinerja. Aplikasinya pun semakin meluas, tidak hanya dalam bidang data mining tetapi juga dalam berbagai industri lainnya.

ECLAT bekerja dengan cara membagi dataset menjadi serangkaian itemset vertikal yang terdiri dari satu item. Selanjutnya, algoritma ini menghitung dukungan (support) dari setiap itemset untuk menemukan itemset-itemset yang sering muncul bersama.

Dari ketiga algoritma diatas, algoritma *FP-Growth* lebih unggul dalam mengidentifikasi pola pembelian impulsif yang dipicu oleh fenomena FoMO karena efisiensinya dalam menangani data besar, kemampuan menemukan pola kompleks, dan interpretabilitas hasil yang baik.

2.3.2 Aturan asosiasi penambangan

Analisis asosiasi atau *association rule mining* adalah teknik data mining untuk menemukan aturan asosiatif antara suatu kombinasi item. Analisis asosiasi dikenal juga sebagai salah satu teknik data mining yang menjadi dasar dari salah satu teknik data mining lainnya. Secara khusus, aturan asosiasi ini telah menjadi salah satu tahap analisis asosiasi yang menarik perhatian banyak peneliti untuk menghasilkan algoritma *frequent pattern mining*. Berikut merupakan Dalam aturan asosiasi penambangan terdapat 3 tahap Metrik evaluasi aturan yaitu: (Aditya, 2023).

- a. *Support*, Ini adalah persentase kemunculan item/itemset atau dalam istilah sederhana popularitas item. Ini dapat dihitung dengan hanya mencari tahu proporsi transaksi yang berisi item.

$$\text{support}(x) = \frac{\text{Jumlah transaksi yang mengandung } X}{\text{Total transaksi}} \quad 2.1$$

- b. *Confidence*, *Confidence* adalah kemungkinan dari aturan asosiasi atau dengan kata lain, *Confidence* ini memberi tahu kita Probabilitas item Y dibeli jika item X sudah dibeli. Contohnya, jika kita mencari pola di mana Barang Y dibeli setelah barang X maka Confidence dapat dihitung sebagai:

$$\text{Confidence}(X \rightarrow Y) = \frac{\text{Support}(X \cup Y)}{\text{Support}(X) \times \text{Support}(Y)} \quad 2.2$$

- c. *Lift*, *Lift* merupakan rasio antara Kemungkinan (aturan asosiasi) dan Ekspektasi kemungkinan dengan kata lain *lift* mengukur seberapa kuat hubungan antara X dan Y. Di sini kemungkinan ekspektasi menyiratkan bahwa tidak ada pola seperti itu, artinya penjualan barang dalam aturan asosiasi bersifat independen. Perhatikan rumus ini, rumus ini dapat dipahami lebih baik dengan satu contoh:

$$lift(X \rightarrow Y) = \frac{Support(X \cup Y)}{Support(X) \times Support(Y)} \quad 2.3$$

Jika $lift > 1$ maka hubungan Y dan X saling terkait.

Jika $lift = 1$ maka X dan Y tidak saling berhubungan.

Jika $lift < 1$ maka hubungan X dan Y negatif.

2.4 FP-Growth

FP-Growth adalah algoritma data mining yang digunakan untuk menemukan *frequent itemset* dalam dataset transaksi tanpa perlu menghasilkan kandidat itemset secara jelas. Algoritma ini merupakan penyempurnaan dari metode Apriori. Pola yang sering muncul dihasilkan tanpa perlu pembuatan kandidat. Algoritma pertumbuhan FP merepresentasikan basis data dalam bentuk pohon yang disebut pohon pola yang sering muncul atau pohon FP.

Struktur pohon ini akan mempertahankan hubungan antara itemset. Basis data difragmentasi menggunakan satu item yang sering muncul. Bagian yang terfragmentasi ini disebut "fragmen pola". Itemset dari pola yang terfragmentasi ini dianalisis. Jadi dengan metode ini, pencarian untuk itemset yang sering muncul berkurang secara komparatif.

2.4.1 FP-Tree

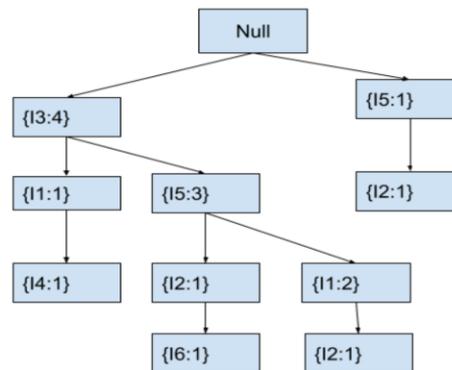
FP-Tree adalah struktur data pohon yang dibuat dari data transaksi saat menghasilkan *frequent itemset* dalam algoritma *FP-Growth*. Untuk membuat *FP-Tree*, pertama-tama memindai dataset transaksi dan mencatat jumlah dukungan setiap item. Kemudian, membuat struktur pohon di mana setiap simpul di pohon mewakili item dalam dataset dan jumlah frekuensinya. Simpul akar tidak memiliki item terkait dan digunakan sebagai titik awal untuk pohon. Dengan menandai simpul akar dengan None atau Null. Anak-anak dari simpul di *fp-tree* mewakili item yang sering muncul bersamaan dengan item induk dalam dataset. (Aditya, 2023)

Untuk membangun pohon secara efisien, pertama dapat mengubah himpunan data dengan mengurutkan item dalam setiap transaksi berdasarkan jumlah *Support*. pastikan bahwa item yang sering muncul muncul di awal setiap transaksi. item yang lebih sering muncul di dekat simpul akar akan menghasilkan pohon yang ringkas dan efisien. Misalnya, perhatikan himpunan data berikut. (Aditya, 2023).

Tabel 2. 1 Contoh Data Transaksi

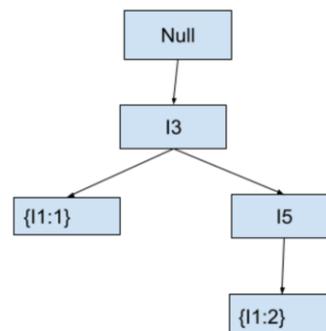
ID Transaksi	Barang
T1	I1, I3, I4
T2	I2, I3, I5, I6
T3	I1, I2, I3, I5
T4	I2, I5
T5	I1, I3, I5

Kumpulan FP-Tree untuk dataset diatas terlihat seperti berikut.



Gambar 2. 1 Pohon FP Data transaksi

Setelah membuat *FP-Tree* selanjutnya dapat dengan mudah menafsirkan data dari pohon di atas. Untuk ini, pertama-tama membuat basis pola untuk setiap frequent itemset menggunakan *FP-tree*. membuat *FP-tree* dengan mengurutkan item dalam kumpulan data transaksi menggunakan jumlah dukungan setiap item. Karena itu, node di atas item tertentu dalam *FP-tree* tidak boleh lebih rendah dari jumlah dukungan item saat ini. Transaksi yang tersisa kemudian ditata ulang untuk membentuk struktur pohon baru. Di sini, setiap node mewakili item dalam transaksi dan jumlah frekuensinya. Contoh *FP-Tree* bersyarat untuk item I1 sebagai berikut.



Gambar 2. 2 Conditional Pohon FP

Dalam Gambar Conditional Pohon FP di atas untuk item I1, Anda dapat menyimpan bahwa I3 dan I1 hadir bersama dalam satu transaksi sedangkan item I3 dan I5 hadir bersama dengan I1 dalam dua transaksi. Terdapat beberapa Langkah dalam membuat *FP-Tree* dengan menggunakan data diatas. (Aditya 2023).

- a. Menghitung jumlah *Support* setiap itemset dalam Dataset, Dalam tabel 2.1 telah ditemukan 5 transaksi dari 6 item. Langkah berikutnya menghitung *support* dari setiap itemset dalam Kumpulan transaksi yang ditabulasikan sebagai berikut. (Aditya, 2023).

Tabel 2. 2 Jumlah Support dalam itemset

Barang	Jumlah <i>Support</i>
I1	3
I2	3
I3	4
I4	1
I5	4
I6	1

Kumpulan data di atas berisi lima transaksi dan 6 item. Langkah selanjutnya adalah mengurutkan tabel di atas berdasarkan jumlah *Support*. Tabel yang dimodifikasi terlihat seperti berikut. (Aditya 2023).

Tabel 2. 3 jumlah support yang diurutkan

Barang	Jumlah <i>Support</i>
I3	4
I5	4

Barang	Jumlah <i>Support</i>
I2	3
I1	3
I4	1
I6	1

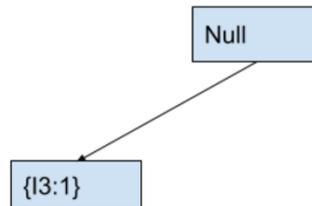
- b. Mengatur ulang item dalam data transaksi Setelah mengurut jumlah *support* dari setiap item, Langkah selanjutnya adalah mengurutkan item dalam setiap transaksi menurut jumlah *support* dalam urutan menurun. Jika dua item memiliki jumlah dukungan yang sama, urutkan dalam urutan topologi. Kumpulan data yang dihasilkan bisa dilihat dalam tabel berikut (Aditya. 2023).

Tabel 2. 4 Jumlah Itemset yang diurutkan

ID Transaksi	Barang
T1	I3, I1, I4
T2	I3, I2, I5, I6
T3	I3, I5, I1, I2
T4	I5, I2
T5	I3, I5, I1

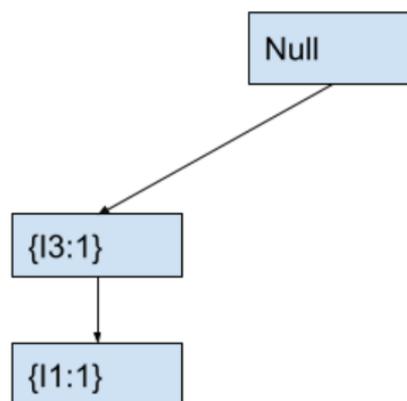
- c. Membuat pohon FP menggunakan dataset transaksi, Setelah mengurutkan item pada setiap transaksi dalam kumpulan data berdasarkan jumlah *Support*, kita perlu membuat Pohon FP menggunakan kumpulan data tersebut. Pertama, kita akan membuat simpul Null yang mewakili akar

pohon FP. Kemudian, kita akan memilih transaksi pertama dengan transaksi T1 yang berisi item yang diurutkan [I3, I1, I4]. Oleh karena itu, kita akan membuat simpul anak dari simpul akar dengan item I3 dan hitungan 1. Pohonnya terlihat seperti berikut.(Aditya. 2023).



Gambar 2. 3 Pohon FP dengan satu transaksi

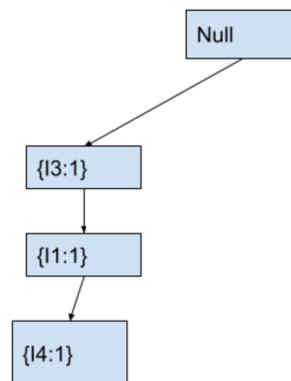
Sekarang, kita akan pindah ke node I3 yang baru saja kita buat. Kita juga akan pindah ke item berikutnya, I1, dalam transaksi. Di pohon fp, memeriksa apakah simpul saat ini memiliki simpul anak dengan item I1. Karena simpul saat ini I3 tidak memiliki simpul anak dengan item I1, kita akan membuat simpul baru dengan item I1 dan menghitung 1. Setelah ini, pohon akan terlihat seperti ini. (Aditya. 2023).



Gambar 2. 4 Dataset satu transaksi

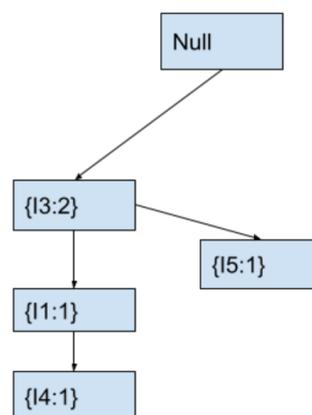
Setelah membuat node dengan item I1, kita akan pindah ke node yang baru dibuat. Kita juga akan pindah ke item berikutnya I4 dalam transaksi saat ini. Di

pohon, kita akan memeriksa apakah ada simpul anak dari simpul saat ini yang memiliki item I4. Di pohon fp, simpul saat ini dengan item I1 tidak memiliki simpul anak dengan item I4. Oleh karena itu, kita akan membuat simpul baru dengan item I4 dan menghitung 1 sebagai simpul anak dari simpul yang berisi I1. Setelah ini, pohon FP akan terlihat seperti berikut.(Aditya. 2023).



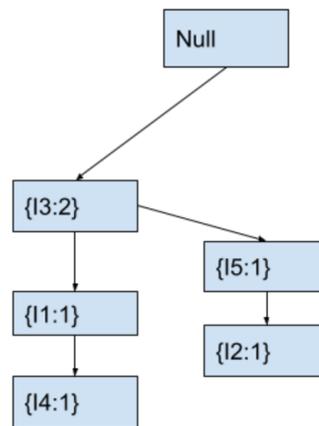
Gambar 2. 5 Pohon FP Dengan satu transaksi

Pada titik ini, kita telah melewati semua item dalam transaksi T1. Langkah selanjutnya adalah berpindah ke transaksi T2 yang berisi item [I3, I5, I2, I6] dan memulai iterasi baru dari algoritma tersebut. (Aditya. 2023).



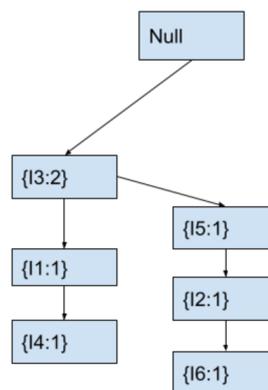
Gambar 2. 6 Pohon FP dengan dua transaksi

Sekarang, kita akan pindah ke node yang berisi item I5 yang baru saja kita buat. Kita juga akan pindah ke item berikutnya I2 dalam transaksi saat ini. Di pohon FP, simpul saat ini dengan item I5 tidak memiliki simpul anak dengan item I2. Oleh karena itu, Membuat simpul anak baru dengan item I2 dan menghitung 1. Setelah ini, Pohon FP akan terlihat seperti berikut (Aditya. 2023).



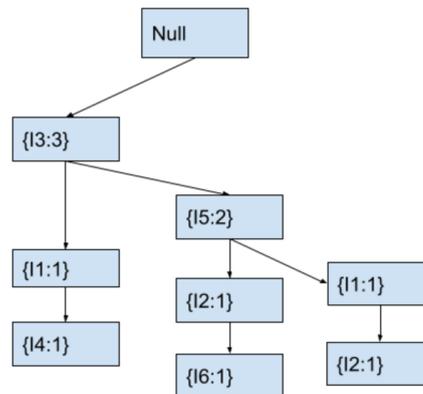
Gambar 2. 7 Pohon FP dengan dua transaksi

Selanjutnya, Memindahkan ke node I2 yang baru saja telah dibuat. I6, dalam transaksi saat ini. Di pohon fp, kita akan memeriksa apakah ada simpul anak dari simpul saat ini yang berisi item I6. Simpul saat ini I2 tidak memiliki simpul anak dengan item I6. Oleh karena itu, membuat simpul anak baru dengan item I6 dan menghitung 1. Setelah ini, pohon FP akan terlihat seperti ini. (Aditya. 2023).



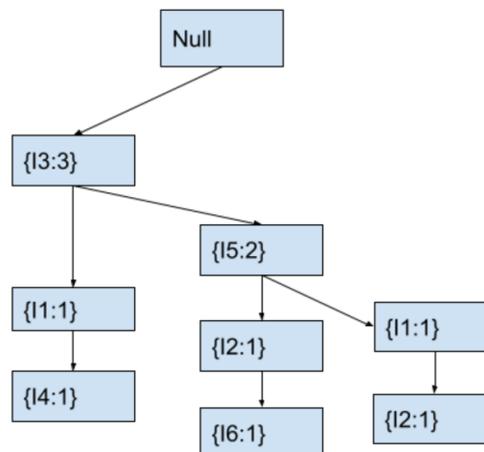
Gambar 2 .8 Pohon FP dengan dua transaksi

Sekarang, Pindah ke simpul I5 yang baru saja kita modifikasi. Dan ke item berikutnya I1 dalam transaksi saat ini. Di pohon, simpul saat ini I5 tidak memiliki simpul anak dengan item I1. Kita juga akan pindah ke item berikutnya, I2, dalam transaksi saat ini. (Aditya. 2023).



Gambar 2. 9 Pohon FP dengan tiga transaksi

Lalu ulangi cara tersebut dengan menambahkan semua Transaksi T4 dan T5 ke pohon FP. Karena tidak ada simpul anak dari simpul akar yang berisi I5, Membuat anak baru dari simpul akar dengan item I5 dan menghitung 1. Terakhir pindah ke item berikutnya I2 dalam transaksi saat ini. Setelah menambahkan semua transaksi maka pohon FP akan terlihat seperti berikut. (Aditya. 2023)



Gambar 2. 10 Pohon FP Final untuk Algoritma FP

ini adalah *FP-Tree* terakhir yang dibuat dari semua transaksi. Sekarang, kita akan membuat basis pola untuk semua item yang sering muncul dalam kumpulan data. Untuk ini, Mengambil jumlah dukungan minimum dari item tersebut sebagai 2. (Aditya. 2023).

- d. Membuat basis pola unruk semua item Menggunakan *FP-Tree* sebagai langkah berikutnya dalam contoh numerik pada algoritma pertumbuhan fp, Membuat basis pola untuk semua item dalam kumpulan data transaksi. Pola dasar untuk setiap item dalam kumpulan data ditabulasikan di bawah ini. (Aditya. 2023).

Tabel 2. 5 Pola dasar yang dibuat dalam numerik FP-Growth

Item	Pattern base
I1	(I3):1,(I3,I5):2
I2	{I3, I5}:1,{I3, I5, I1}:1,{I5}:1
I3	{}
I5	{I3}:3

- e. Pada langkah berikutnya dari contoh numerik pada algoritma pertumbuhan fp ini, membuat pohon FP bersyarat untuk setiap item yang sering muncul. Pada tahap ini akan menghitung jumlah item dalam pohon FP bersyarat untuk setiap item. Pohon FP bersyarat untuk setiap item ditabulasikan di bawah ini. (Aditya. 2023).

Tabel 2. 6 Pohon FP bersyarat untuk item

Barang	Pola Dasar	Pohon FP bersyarat
I1	{I3}:1,{I3, I5}:2	{I3:3, I5:2}
I2	(I3,I5):1, {I3,I5,I1}:1, {I5}:1	{I3:2, I5:3}
I3	{}	
I5	{I3}:3	{I3:3}

- f. Setelah membuat pohon FP bersyarat, Selanjutnya membuat *frequent* itemset untuk setiap item. Untuk membuat *frequent* itemset, ambil semua kombinasi item dalam pohon FP bersyarat beserta jumlahnya. Semua itemset yang sering muncul yang diperoleh dari pohon FP bersyarat telah ditabulasikan di bawah ini. (Aditya. 2023).

Tabel 2. 7 Pohon FP bersyarat untuk item

Barang	Pola Dasar	Pohon FP bersyarat	Itemset yang sering digunakan
I1	{I3}:1,{I3, I5}:2	{I3:3, I5:2}	{I1, I3}:3,{I1, I5}:2,{I1, I3, I5}:2
I2	{I3, I5}:1,{I3, I5, I1}:1,{I5}:1	{I3:2, I5:3}	{I2, I3}:2, {I2, I5}:3,{I2, I3, I5}:2
I5	{I3}:3	{I3:3}	{I3, I5}:3

g. Menghasilkan aturan asosiasi dari itemset

Untuk membuat aturan asosiasi dari *frequent* itemset, Pilih setiap itemset. Kemudian, selanjutnya memilih subset dari itemset dan menjadikannya anteseden aturan asosiasi. Jadikan item lainnya sebagai konsekuen aturan asosiasi. Semua aturan asosiasi yang dapat dihasilkan dari *frequent* itemset ditunjukkan dalam tabel berikut. (Aditya. 2023).

Tabel 2. 8 Aturan asosiasi

Itemset	Association Rules
{I1}	X
{I2}	X
{I3}	X
{I5}	X
{I1,I3}	{I1}->{I3}, {I3}->{I1}
{I1,I5}	{I1}->{I5}, {I5}->{I1}
{I2,I3}	{I2}->{I3}, {I3}->{I2}
{I2,I5}	{I2}->{I5}, {I5}->{I2}
{I3,I5}	{I3}->{I5}, {I5}->{I3}
{I2, I3, I5}	{I2}->{I3, I5}, {I3}->{I2, I5}, {I5}->{I2, I3}, {I2, I3}->{I5}, {I2, I5}->{I3}, {I3, I5}->{I2}

Itemset	Association Rules
{I1, I3, I5}	{I1}->{I3, I5}, {I3}->{I1, I5}, {I5}->{I1, I3}, {I1, I3}->{I5}, {I1, I5}->{I3}, {I3, I5}->{I1}

Setelah itu menemukan association rules mengamati bahwa memperoleh 23 aturan asosiasi dari frequent itemset. Menghitung tingkat Confidence setiap aturan asosiasi untuk menemukan aturan asosiasi yang paling penting. tingkat Confidence aturan asosiasi tertentu dalam artikel tentang penambangan aturan asosiasi. Tingkat Confidence setiap aturan ditabulasikan di bawah ini. (Aditya 2023).

Tabel 2. 9 Aturan asosiasi dengan confidence

Association Rule	Confidence
{I3}->{I1}	75%
{I2}->{I3}	66,67%
{I3}->{I2}	50%
{I1}->{I5}	66,67%
{I5}->{I1}	50%
{I2}->{I5}	100%
{I5}->{I2}	75%
{I3}->{I5}	75%
{I5}->{I3}	75%
{I2}->{I3, I5}	66,67%
{I3}->{I2, I5}	50%
{I5}->{I2, I3}	50%

Association Rule	Confidence
$\{I2, I3\} \rightarrow \{I5\}$	100%
$\{I2, I5\} \rightarrow \{I3\}$	66,67%
$\{I3, I5\} \rightarrow \{I2\}$	66,67%
$\{I1\} \rightarrow \{I3, I5\},$	66,67%
$\{I3\} \rightarrow \{I1, I5\},$	50%
$\{I5\} \rightarrow \{I1, I3\},$	50%
$\{I1, I3\} \rightarrow \{I5\},$	66,67%
$\{I1, I5\} \rightarrow \{I3\},$	100%
$\{I3, I5\} \rightarrow \{I1\},$	66,67%

Pada tabel di atas, Dapat dilihat tingkat keyakinan semua aturan asosiasi. Sekarang, kami telah menetapkan ambang batas minimum keyakinan sebesar 75%. Oleh karena itu, kami akan menghapus semua aturan asosiasi yang memiliki tingkat keyakinan kurang dari 75%. Pada tahap terakhir akan memperoleh aturan asosiasi berikut.

Tabel 2. 10 Aturan asosiasi dengan confidence lebih dari 75%

Association Rule	Confidence
$\{I1\} \rightarrow \{I3\}$	100%
$\{I3\} \rightarrow \{I1\}$	75%
$\{I2\} \rightarrow \{I5\}$	100%
$\{I5\} \rightarrow \{I2\}$	75%
$\{I3\} \rightarrow \{I5\}$	75%
$\{I5\} \rightarrow \{I3\}$	75%

Association Rule	Confidence
{I2, I3} → {I5}	100%
{I1, I5} → {I3},	100%

Dengan demikian, telah menghitung aturan asosiasi dengan keyakinannya menggunakan contoh numerik algoritma FP-Growth.

2.5 PHYTON

Phyton adalah bahasa pemrograman yang diciptakan oleh *programmer* asal Belanda, Guido van Rossum, pada 1991. Saat itu, van Rossum bermaksud mengisi libur Natalnya dengan menciptakan sebuah bahasa pemrograman. Python bahasa pemrograman populer yang dapat digunakan untuk berbagai hal, mulai dari membangun website, menganalisis data, *scripting*, dan membuat *game*. Python juga bahasa pemrograman yang bersifat *open source*, sehingga dapat digunakan secara gratis. Bahkan, bisa ikut berkolaborasi untuk pengembangannya (Hanif, 2024).

Python bekerja sebagai bahasa pemrograman *interpreted* yang dieksekusi langkah demi langkah. Saat kode Python dijalankan, interpreter membaca kode sumber (*source code*), mengubahnya menjadi *bytecode* (format perantara yang dioptimalkan), lalu mengeksekusinya menggunakan Python Virtual Machine (PVM). Proses ini terjadi secara dinamis tipe data variabel ditentukan saat runtime, dan manajemen memori (seperti alokasi dan penghapusan objek) diatur otomatis oleh *garbage collector*. Python juga bersifat *cross-platform*, sehingga kode yang sama bisa berjalan di berbagai sistem operasi selama *interpreter* Python terinstal, memungkinkan eksekusi yang fleksibel untuk keperluan seperti analisis data, pengembangan web, atau otomasi.

2.6 Studi Literatur

Studi literatur adalah proses mengumpulkan dan menganalisis informasi dari sumber-sumber penelitian sebelumnya (seperti jurnal, buku, atau artikel) untuk memahami topik yang diteliti. Tujuannya adalah mengetahui apa yang sudah diteliti, mengidentifikasi celah pengetahuan (*research gap*), dan membangun dasar teori yang mendukung penelitian. Dengan adanya studi literatur, Peneliti bisa menunjukkan bahwa penelitian ini penting dilakukan. Berikut adalah tinjauan atau penelitian terdahulu terkait pembelian impulsif dan fenomena fomo.

Pada tahap studi literatur ini dimulai dengan perumusan pertanyaan penelitian yang jelas untuk menentukan fokus pencarian. Selanjutnya, dilakukan pencarian literatur sistematis menggunakan kata kunci di database akademik (seperti Google Scholar, PubMed, JSTOR) dan sumber relevan lainnya. Literatur yang terkumpul kemudian dievaluasi secara kritis berdasarkan kredibilitas sumber, metodologi, relevansi, dan kemitakhiran untuk menyaring bahan yang berkualitas. Tahap analisis dan sintesis mengintegrasikan temuan dari berbagai sumber, mengidentifikasi tema, pola, persamaan, perbedaan, dan celah pengetahuan. Pembuatan catatan terorganisir dan manajemen referensi yang baik (menggunakan alat seperti Zotero atau Mendeley) sangat penting selama proses.

Tabel 2. 11 Studi Literatur

No	Nama Peneliti	Judul Penelitian	Metode	Hasil Penelitian
1	Challista Najwa Ghinarahima, Rita Markus Idulfilastri (2024)	Peran FoMO sebagai Mediator pada Penggunaan Media Sosial terhadap Perilaku Pembelian Impulsif Produk Skincare	Regresi Linier	Hasil peneliian ini Menggunakan metode Regresi linier dalam menentukan peran FOMO dalam pembelian impulsif. Persamaan dengan penelitian ini adalah menggunakan fomo sebagai faktor pendukung dalam pembelian impulsif. Sedangkan perbedaannya terletak pada metode yang digunakan penulis.

No	Nama Peneliti	Judul Penelitian	Metode	Hasil Penelitian
2	Syafna Nighel, Osa Omar Sharif (2022)	Pengaruh flash sale terhadap pembelian impulsif E-commerce Shopee Di Jawa Barat	Analisis Statistik Deskriptif	Penelitian ini menunjukkan pengaruh positif flash sale terhadap pembelian impulsif yang terjadi pada shopee. Perbedaan penelitian terletak pada flash sale, sementara penelitian ini mencakup semua fitur yang diberikan shopee kepada pengguna.
3.	Siti Nurjanah, Ati Sadiyah, Rendra Gumilar (2023)	Pengaruh Literasi Ekonomi, Kontrol Diri, dan “FOMO”, terhadap Pembelian Impulsif pada Generasi Milenial	penelitian survei dan pendekatan kuantitatif.	Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa FOMO berpengaruh terhadap pembelian impulsif. Persamaan terhadap penelitian tersebut terletak pada populasi penelitian yang digunakan yaitu Generasi Miiennial, perbedaannya terletak pada algoritma yang digunakan

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

3.1. Jenis Penelitian

Dalam penelitian ini, Penulis menggunakan Metode Kuantitatif dengan pendekatan Deskriptif. Pendekatan Deskriptif bertujuan untuk menggambarkan karakteristik suatu populasi, situasi, atau fenomena secara sistematis dan akurat, dengan menggunakan data numerik. bekerja secara terstruktur dengan mengikuti alur sistematis dimulai dengan perumusan masalah dan hipotesis, kemudian merancang metode penelitian (eksperimen, survei, atau observasi) untuk mengumpulkan data numerik dari sampel terpilih menggunakan instrumen terstandar seperti kuesioner atau eksperimen terkontrol.

3.2. Ruang Lingkup Penelitian

Dalam penelitian ini berfokus pada analisis pola pembelian impulsif pada shopee berdasarkan fenomena fomo yang meliputi Generasi Milenial Dan Generasi Z sebagai pengguna dominan shopee. Pada penelitian ini, Terdapat beberapa variabel seperti kategori produk yang mereka beli, faktor yang mempengaruhi pembelian impulsif serta faktor yang mempengaruhi fomo.

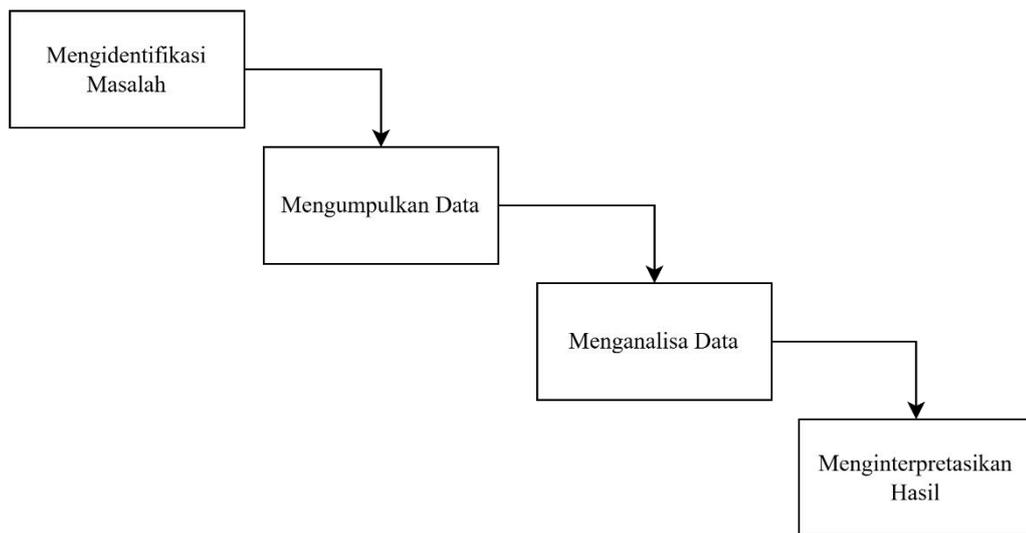
3.3. Metode Pengumpulan Data

Metode Pengumpulan data penelitian dilakukan melalui teknik dokumentasi visual. Responden 30 pengguna Shopee generasi Milenial dan Gen-Z mengirimkan tangkapan layar riwayat transaksi mereka melalui platform komunikasi digital maupun dikumpulkan secara langsung. Peneliti kemudian melakukan input data ke spreadsheet Excel dengan mengekstrak enam variabel kunci dari setiap transaksi.

Variabel tersebut meliputi id pengguna, total transaksi selama satu bulan, rincian produk, kategori produk serta faktor impulsif dan fomo dalam melakukan transaksi pada shopee.

3.4. Alur Penelitian

Berikut adalah alur penelitian ini yang diterapkan dalam penelitian ini:



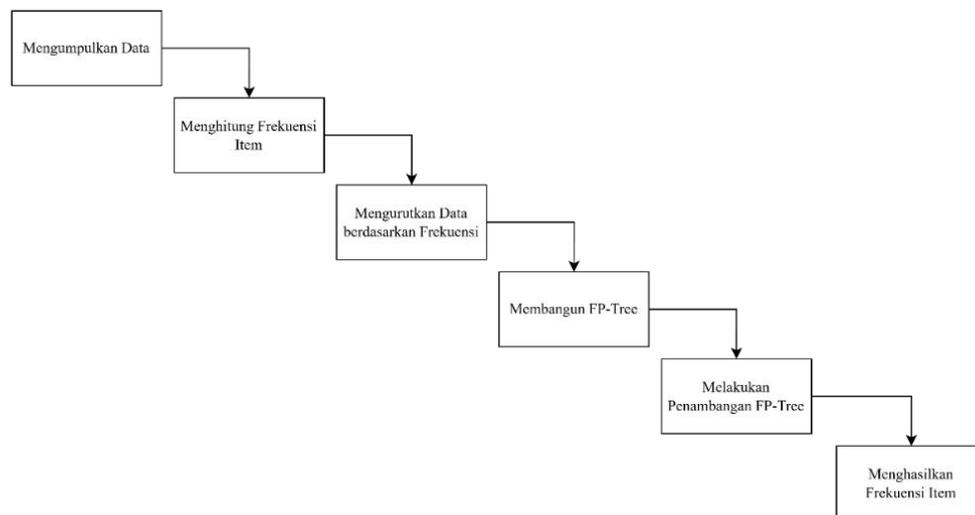
Gambar 3. 1 Alur Penelitian

Berikut adalah keterangan alur penelitian yang diterapkan dalam penelitian ini:

1. Melakukan identifikasi masalah yang berkaitan dengan fenomena fomo dan pembelian impulsif.
2. Setelah itu melakukan pengumpulan data.
3. Langkah berikutnya adalah Menganalisa data yang telah dikumpulkan dengan menggunakan algoritma *Frequent Pattern-Growth*.
4. Langkah terakhir adalah Menginterpretasikan hasil yang didapat.

3.5. Teknik Analisis Data

Berikut adalah Teknik analisis data yang digunakan dalam penelitian ini:



Gambar 3. 2 Teknik analisis data

1. Mengumpulkan data yang diperlukan dalam penelitian ini.
2. Menghitung dan mengurutkan data sesuai frekuensi item
3. Membangun dan Menambang Pohon Frekuensi
4. Menghasilkan Item Frekuensi

3.6. Jadwal Penelitian

Jadwal penelitian adalah rencana terstruktur yang mengatur tahapan dan waktu pelaksanaan penelitian, mulai dari persiapan hingga penyelesaian. Tujuannya adalah memastikan penelitian berjalan efisien, terkoordinasi, dan sesuai target waktu. Jadwal ini mencakup aktivitas seperti pengumpulan data, analisis, penyusunan laporan, serta penetapan deadline untuk setiap tahap. Dengan adanya jadwal yang realistis dan fleksibel, peneliti dapat menghindari penundaan, mengoptimalkan sumber daya, serta meningkatkan kualitas hasil akhir penelitian.

Tabel 3. 1 Jadwal Penelitian

No	Keterangan	10 Januari	12 Februari	20 maret	28 april	17 Mei	22 Juni
1	Observasi Penelitian						
2	Pengajuan Judul						
3	Penyusunan Laporan						
4	Bimbingan Proposal						

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Analisis Data

Data adalah kumpulan keterangan atau fakta yang dibuat dengan kata-kata, kalimat, simbol, angka, dan lainnya. Data dapat dikumpul melalui sebuah proses pencarian dan juga pengamatan. Data yang diperoleh akan diubah menjadi bentuk yang lebih kompleks berupa sebuah informasi, database ataupun bentuk lainnya. Data yang diperlukan dalam penelitian ini adalah riwayat transaksi pengguna shopee dalam jangka waktu dua minggu terakhir telah melakukan transaksi lebih dari 6 transaksi dengan menambahkan faktor yang membuat mereka melakukan pembelian impulsif dan faktor faktor yang membuat mereka FoMO dalam membeli sebuah produk. Berikut adalah visualisasi hasil dari data yang didapatkan pada penelitian ini ditunjukkan pada tabel 4.1:

Tabel 4. 1 Visualisasi Data

ID Pengguna	Total Transaksi	Rincian Produk yang Dibeli	Kategori Produk	Faktor Impulsif
USR001	8	Headset, powerbank, charger, kemeja, celana, skincare, kompor, Baju anak	Elektronik, Pakaian, Kecantikan, Rumah Tangga	Paylater
USR002	7	Charger, casing, dress, Voucher Game,	Elektronik, Pakaian, Hobi,	Paylater

		parfum, rice cooker, mouse	Kecantikan, Rumah Tangga	
USR003	9	Lipstik, serum, toner, sunscreen, rak sepatu, jaket, sweater, charger, powerbank	Kecantikan, Rumah Tangga, Pakaian, Elektronik	Paylater
USR004	6	Kaos, sweater, sepatu, eyeliner, foundation, blender, Tripod	Pakaian, Kecantikan, Rumah Tangga, Elektronik	Paylater
USR005	8	Masker, parfum, spreii, mouse, Gitar, rice cooker, sepatu, earphone	Kecantikan, Rumah Tangga, Hobi, Elektronik	Paylater
USR006	7	Blouse, rok, kacamata, skincare, toner, blender, Mouse	Pakaian, Kecantikan, Rumah Tangga, Elektronik	Paylater
USR007	9	Tas, Voucher Game, sepatu, lipstik, eyeliner, setrika, Hordeng, keyboard, charger	Hobi, Kecantikan, Rumah Tangga, Elektronik, Aksesoris	Paylater

USR008	8	Tumbler, kompor, dress, tumbler, kaos, skincare, powerbank, mouse	Rumah Tangga, Pakaian, Kecantikan, Elektronik	Paylater
USR009	7	Baju, celana, jaket, serum, sunscreen, sapu, panic	Pakaian, Kecantikan, Rumah Tangga	Paylater
USR010	6	Voucher Game, casing, charger, Masker, Sepatu Lari, body lotion	Hobi, Elektronik, Olahraga, Kecantikan, Kesehatan	Paylater
USR011	9	Powerbank, earphone, kompor, dispenser, rak sepatu, sepatu, kemeja, jaket, kaos	Elektronik, Rumah Tangga, Pakaian	Paylater
USR012	8	Lipstik, masker, headset, mouse, kaos, celana, blouse, Voucher Game, Vitamin	Kecantikan, Elektronik, Pakaian, Hobi, Kesehatan	Paylater
USR013	7	Sapu, panci, rice cooker, headset,	Rumah Tangga, Elektronik, Pakaian,	Paylater

		charger, obat diet, masker wajah	Kesehatan, Kecantikan	
USR014	7	Eyelinor, sunscreen, sepatu, rok, mouse, powerbank, kaos, Kuas	Kecantikan, Pakaian, Elektronik, Hobi	Paylater
USR015	8	Sendal, Knalpot, Lampu Sein, Baju Sauna,Celana Pendek, Parfum, Voucher Games, Celana Pendek	Hobi, Kecantikan, Pakaian, Otomotif	Paylater
USR016	7	Dress, sweater, rak sepatu, kompor, lip balm, skincare, masker, Vitamin Kulit	Pakaian, Rumah Tangga, Kecantikan, Kesehatan	Paylater
USR017	6	Mouse, headset, kaos, tas, sapu, tumbler, Ban Motor	Elektronik, Pakaian, Rumah Tangga, Otomotif	Paylater
USR018	8	Serum, toner, parfum, Voucher Game, sepatu, headset, powerbank, mouse	Kecantikan, Pakaian, Hobi, Elektronik	Paylater

USR019	9	Jaket, blouse, kaos kaki, rice cooker, kompor, mouse, smartphone, lipstik, Vitamin Rambut	Pakaian, Rumah Tangga, Elektronik, Kecantikan	Paylater
USR020	6	Kipas Angin, Manset, Cadar, Rak Piring, Cadar, Lemari Pakaian, Suplemen peninggi badan	Aksesoris, Elektronik, Rumah Tangga, Kesehatan	Paylater
USR021	8	Skincare, sunscreen, powerbank, headset, kaos, jaket, kompor, sapu, Anting	Pakaian, Elektronik, Rumah Tangga, Kecantikan	Paylater
USR022	7	Dress, rok, sweater, charger, mouse, serum, eyeliner, Masker	Pakaian, Elektronik, Kecantikan, Kesehatan	Paylater
USR023	6	Panci, sapu, keyboard, headset, kaos, topi, Stiker Motor	Rumah Tangga, Elektronik, Pakaian, Otomotif	Paylater
USR024	7	Sepatu, Jam Tangan, mouse, powerbank, lip	Aksesoris, Elektronik,	Paylater

		balm, sunscreen, masker, Jam Dinding	Kecantikan, Rumah Tangga	
USR025	9	Sepatu, Jilbab, Jam Dinding, Kaset, Hordeng, Mukena, Rak Jilbab, Jilbab, Tas	Kecantikan, Rumah Tangga, Pakaian, Aksesoris	Paylater
USR026	8	Kaos, sweater, jaket, smartphone, casing, kompor, rice cooker, dispenser	Pakaian, Elektronik, Rumah Tangga	Paylater
USR027	7	Headset, powerbank, mouse, Sepatu Lari, Baju Senam, serum, eyeliner	Elektronik, Hobi, Olahraga, Kecantikan	Paylater
USR028	7	Blouse, dress, sunscreen, masker, rak sepatu, panci, sapu	Pakaian, Kecantikan, Rumah Tangga	Paylater
USR029	8	Sarung Bantal, headset, Obat Diet, Sepatu Futsal, skincare, lip balm, Sepatu, tumbler	Elektronik, Kesehatan, Hobi, Kecantikan, Rumah Tangga	Paylater

USR030	6	Sabun Muka, Tas Rotan, Kacamata, Kuas Masker, Maskara, Pelembab, Stiker Dinding	Kecantikan, Pakaian, Rumah Tangga	Paylater
USR031	8	Oli Motor, Ransel, Skateboard, Lampu Tidur, Sepatu Futsal, Alat Lukis, Baju, Sepatu	Otomotif, Aksesoris, Hobi, Rumah Tangga, Pakaian	Paylater
USR032	6	Smartwatch, Voucher Game, Lampu Sein, Masker, Parfum, Kemeja	Aksesoris, Hobi, Otomotif, Kesehatan, Pakaian	Paylater
USR033	6	Dispenser, Hordeng, Keset, Masker Wajah, Sendok, Topi Senam	Rumah Tangga, Kecantikan, Olahraga	Paylater
USR034	7	Rak Sepatu, Hordeng, Galon, Hiasan Dinding, Jilbab, Baju senam, Pianika	Rumah Tangga, Olahraga, Hobi	Paylater
USR035	7	Kemeja, Sepatu, Smartwatch, Oli	Pakaian, Aksesoris, Otomotif	Paylater

		Motor, Knalpot, Kaos Kaki, Sepeda		
USR036	8	Hiasan Dinding, Jam Dinding, Sapu, Jilbab, Cadar, Masker Wajah, Vitamin, Anting	Rumah Tangga, Aksesoris, Kesehatan	Paylater
USR037	6	Kemeja, Sepatu, Tas, Oli Motor, Gitar, Kaos Kaki	Pakaian, Aksesoris, Otomotif, Hobi	Paylater
USR038	9	Oli Motor, Ransel, Charger, Smartwatch, Sepatu Futsal, Alat Lukis, Baju, Sepatu, Earphone	Otomotif, Aksesoris, Hobi, Pakaian	Paylater
USR039	6	Rice Cooker, Rak Piring, Lemari Pakaian, Hiasan Dinding, Charger, casing	Rumah Tangga, Elektronik	Paylater
USR040	7	Kemeja, Sarung Tangan, Baju Futsal, Tali Gitar, Sepatu, Voucher Game, Stiker Motor	Pakaian, Hobi, Otomotif	Paylater

USR041	6	Smartwatch, Voucher Game, Lampu Sein, Masker, Parfum, Kemeja, Body Cream	Aksesoris, Hobi, Otomotif, Kesehatan, Pakaian, Kecantikan	Paylater
USR042	7	Eyeliner, sunscreen, sepatu, rok, mouse, powerbank, kaos, Vitamin Kulit	Kecantikan, Aksesoris, Pakaian, Elektronik, Kesehatan	Paylater
USR043	7	Spion, Parfum, Smartwatch, Hiasan Dinding, Earphone, Jam, Sarung Tangan	Otomotif, Aksesoris, Rumah Tangga, Elektronik	Paylater
USR044	6	Kemeja, Sepatu, Celana, Sepatu futsal, PowerBank, Tripod, Oli Motor	Pakaian, Hobi, Elektronik, Otomotif	Paylater
USR045	8	Panci, sapu, keyboard, headset, kaos, Tripod, Alat Lukis, Casing hp	Rumah Tangga, Hobi, Pakaian, Elektronik	Paylater
USR046	6	Dispenser, Hordeng, Keset, Masker Wajah, Vitamin, Topi Senam	Rumah Tangga, Kecantikan,	Paylater

			Kesehatan, Olahraga	
USR047	6	Lipstik, Eyeliner, Jilbab, Tas, Voucher Game, Kaos Kaki, Obat Diabetes	Kecantikan, Aksesoris, Hobi, Kesehatan	Paylater
USR048	9	Sepatu, Jilbab, Jam Dinding, Kaset, Hordeng, Mukena, Rak Jilbab, Jilbab, Tas	Kecantikan, Rumah Tangga, Pakaian, Aksesoris	Paylater
USR049	7	Panci, Sepatu Senam, Hiasan Dinding, Hordeng, Baju Senam, Wajan, eye liner	Rumah Tangga, Olahraga, Hobi, Kecantikan	Paylater
USR050	6	Vitamin, Lipstik, Kemeja, Jilbab, Masker, Setrika	Kesehatan, Kecantikan, Aksesoris, Pakaian, Rumah Tangga	Paylater

4.2 Perhitungan Manual FP-Growth

Setelah dilakukan proses pengumpulan data, Langkah berikutnya dalam penelitian ini adalah menghitung data yang telah dikumpulkan secara manual dengan cara mencari *support* setiap itemset menggunakan aturan asosiasi

penambahan hingga membuat pola frekuensi itemset secara manual. dengan cara sebagai berikut:

1. Menghitung dan mengurutkan data sesuai frekuensi item

Setelah mengumpulkam data, urutkan data sesuai dengan jumlah dukungan dari yang terbesar hingga terkecil. Pada tabel 4.1 terdapat 50 transaksi dengan 9 kategori produk yang berbeda, sehingga dapat ditampilkan kedalam berikut:

Tabel 4. 2 urutan data sesuai frekuensi item

Kategori Produk	Jumlah Dukungan
Pakaian	35
Rumah Tangga	34
Kecantikan	33
Elektronik	29
Hobi	21
Aksesoris	16
Kesehatan	14
Otomotif	12
Olahraga	6

Dari tabel diatas dapat dilihat bahwa jumlah dukungan terbesar pada setiap transaksi terletak pada kategori produk pakaian dan dukungan terkecil pada setiap transaksi adalah kategori produk olahraga. Langkah selanjutnya dalam perhitungan manual algoritma *FP-Growth* adalah membentuk *FP-Tree*.

2. Pembentukan *FP-Tree*

Dalam membuat sebuah *FP-Tree* dilakukan dengan cara mengurutkan itemset terlebih dahulu berdasarkan jumlah *support* dari yang terbanyak hingga yang paling sedikit. Berikut adalah tabel itemset yang telah diurutkan:

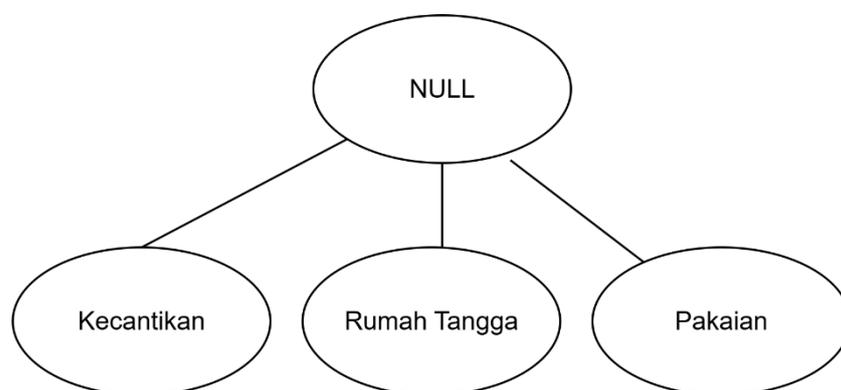
Tabel 4. 3 Kategori Produk Terurut

ID Pengguna	Kategori Produk (Terurut)
USR001	Pakaian, Rumah Tangga, Kecantikan, Elektronik
USR002	Pakaian, Rumah Tangga, Kecantikan, Elektronik, Hobi
USR003	Pakaian, Rumah Tangga, Kecantikan, Elektronik
USR004	Pakaian, Rumah Tangga, Kecantikan, Elektronik
USR005	Rumah Tangga, Kecantikan, Elektronik, Hobi
USR006	Pakaian, Rumah Tangga, Kecantikan, Elektronik
USR007	Rumah Tangga, Kecantikan, Elektronik, Hobi, Aksesoris
USR008	Pakaian, Rumah Tangga, Kecantikan, Elektronik
USR009	Pakaian, Rumah Tangga, Kecantikan
USR010	Kecantikan, Elektronik, Hobi, Kesehatan, Olahraga
USR011	Pakaian, Rumah Tangga, Elektronik
USR012	Pakaian, Kecantikan, Elektronik, Hobi, Kesehatan
USR013	Pakaian, Rumah Tangga, Kecantikan, Elektronik, Kesehatan
USR014	Pakaian, Kecantikan, Elektronik, Hobi
USR015	Pakaian, Kecantikan, Hobi, Otomotif
USR016	Pakaian, Rumah Tangga, Kecantikan, Kesehatan
USR017	Pakaian, Rumah Tangga, Elektronik, Otomotif
USR018	Pakaian, Kecantikan, Elektronik, Hobi

USR019	Pakaian, Rumah Tangga, Kecantikan, Elektronik
USR020	Rumah Tangga, Elektronik, Aksesoris, Kesehatan
USR021	Pakaian, Rumah Tangga, Kecantikan, Elektronik
USR022	Pakaian, Kecantikan, Elektronik, Kesehatan
USR023	Pakaian, Rumah Tangga, Elektronik, Otomotif
USR024	Rumah Tangga, Kecantikan, Elektronik, Aksesoris
USR025	Pakaian, Rumah Tangga, Kecantikan, Aksesoris
USR026	Pakaian, Rumah Tangga, Elektronik
USR027	Kecantikan, Elektronik, Hobi, Olahraga
USR028	Pakaian, Rumah Tangga, Kecantikan
USR029	Rumah Tangga, Kecantikan, Elektronik, Hobi, Kesehatan
USR030	Pakaian, Rumah Tangga, Kecantikan
USR031	Pakaian, Rumah Tangga, Hobi, Aksesoris, Otomotif
USR032	Pakaian, Hobi, Aksesoris, Kesehatan, Otomotif
USR033	Rumah Tangga, Kecantikan, Olahraga
USR034	Rumah Tangga, Hobi, Olahraga
USR035	Pakaian, Aksesoris, Otomotif
USR036	Rumah Tangga, Aksesoris, Kesehatan
USR037	Pakaian, Hobi, Aksesoris, Otomotif
USR038	Pakaian, Hobi, Aksesoris, Otomotif
USR039	Rumah Tangga, Elektronik
USR040	Pakaian, Hobi, Otomotif
USR041	Pakaian, Kecantikan, Hobi, Aksesoris, Kesehatan, Otomotif

USR042	Pakaian, Kecantikan, Elektronik, Aksesoris, Kesehatan
USR043	Rumah Tangga, Elektronik, Aksesoris, Otomotif
USR044	Pakaian, Elektronik, Hobi, Otomotif
USR045	Pakaian, Rumah Tangga, Elektronik, Hobi
USR046	Rumah Tangga, Kecantikan, Kesehatan, Olahraga
USR047	Kecantikan, Hobi, Aksesoris, Kesehatan
USR048	Pakaian, Rumah Tangga, Kecantikan, Aksesoris
USR049	Rumah Tangga, Kecantikan, Hobi, Olahraga
USR050	Pakaian, Rumah Tangga, Kecantikan, Aksesoris, Kesehatan

Dapat dilihat pada tabel diatas bahwa terdapat 3 kategori produk yang dapat digunakan dalam membuat simpul awal dalam pembentukan *FP-Tree* yaitu Pakaian, Kecantikan, Dan Rumah Tangga. Simpul awal tersebut dapat di gambarkan pada gambar dibawah ini:



Gambar 4. 1 Simpul awal Pohon FP

Dari gambar diatas terlihat bahwa null sebagai awal dari pembentukan pohon *FP-Tree* lalu di lanjutkan Kategori Kecantikan, Rumah Tangga Dan Pakaian sebagai node awal. Langkah selanjutnya adalah lakukan pembentukan pohon secara

Tabel 4. 4 Conditional Pattern Base

Item	Conditional Pattern Base	Jumlah Pattern
Otomotif	{Hobi, Pakaian, Kecantikan}: 1, {Elektronik, Pakaian, Rumah Tangga}: 2, {Aksesoris, Hobi, Pakaian, Rumah Tangga}: 1, {Aksesoris, Kesehatan, Hobi, Pakaian}: 1, {Aksesoris, Pakaian}: 1, {Aksesoris, Hobi, Pakaian}: 2, {Hobi, Pakaian}: 1, {Aksesoris, Kesehatan, Hobi, Pakaian, Kecantikan}: 1, {Aksesoris, Elektronik, Rumah Tangga}: 1, {Hobi, Elektronik, Pakaian}: 1	10
Aksesoris	{Hobi, Elektronik, Kecantikan, Rumah Tangga}: 1, {Kesehatan, Elektronik, Rumah Tangga}: 1, {Elektronik, Kecantikan, Rumah Tangga}: 1, {Pakaian, Kecantikan, Rumah Tangga}: 2, {Hobi, Pakaian, Rumah Tangga}: 1, {Kesehatan, Hobi, Pakaian}: 1, {Pakaian}: 1, {Kesehatan, Rumah Tangga}: 1, {Hobi, Pakaian}: 2, {Kesehatan, Hobi, Pakaian, Kecantikan}: 1, {Kesehatan, Elektronik, Pakaian, Kecantikan}: 1, {Elektronik, Rumah Tangga}: 1, {Kesehatan, Hobi, Kecantikan}: 1, {Kesehatan, Pakaian, Kecantikan, Rumah Tangga}: 1	14

Kesehatan	<p>{Hobi, Elektronik, Kecantikan}: 1, {Hobi, Elektronik, Pakaian, Kecantikan}: 1, {Elektronik, Pakaian, Kecantikan, Rumah Tangga}: 1, {Pakaian, Rumah Tangga, Kecantikan}: 1, {Elektronik, Rumah Tangga}: 1, {Elektronik, Pakaian, Kecantikan}: 2, {Hobi, Elektronik, Kecantikan, Rumah Tangga}: 1, {Hobi, Pakaian}: 1, {Rumah Tangga}: 1, {Hobi, Pakaian, Kecantikan}: 1, {Rumah Tangga, Kecantikan}: 1, {Hobi, Kecantikan}: 1, {Pakaian, Kecantikan, Rumah Tangga}: 1</p>	13
Hobi	<p>{Elektronik, Pakaian, Kecantikan, Rumah Tangga}: 1, {Elektronik, Kecantikan, Rumah Tangga}: 3, {Elektronik, Kecantikan}: 2, {Elektronik, Pakaian, Kecantikan}: 3, {Pakaian, Kecantikan}: 2, {Pakaian, Rumah Tangga}: 1, {Pakaian}: 4, {Rumah Tangga}: 1, {Elektronik, Pakaian}: 1, {Elektronik, Pakaian, Rumah Tangga}: 1, {Kecantikan}: 1, {Rumah Tangga, Kecantikan}: 1</p>	12
Elektronik	<p>{Pakaian, Kecantikan, Rumah Tangga}: 9, {Kecantikan, Rumah Tangga}: 4, {Kecantikan}: 2, {Pakaian, Rumah Tangga}: 5, {Pakaian, Kecantikan}: 5, {Rumah Tangga}: 3, {Pakaian}: 1</p>	7

Pakaian	{Kecantikan, Rumah Tangga}: 15, {Rumah Tangga}: 6, {Kecantikan}: 7, {Rumah Tangga, Kecantikan}: 1	4
Rumah Tangga	{Kecantikan}: 4	1
Kecantikan	{Rumah Tangga}: 19	1

Pada tabel *conditional pattern base* diatas dapat dilihat bahwa produk produk rumah tangga dan produk kecantikan mempunyai hubungan yang kuat dalam hal ini dibuktikan dalam terjadinya 19 transaksi yang melibatkan keduanya. Selain itu, kategori pakaian penghubung yang sering muncul menjadikannya koneksi antar kategori produk lainnya.

4. Membuat *conditional FP-Tree*

Langkah selanjutnya adalah membuat *conditional FP-Tree*. *Conditional FP-Tree* adalah pohon frekuensi yang lebih kecil dan khusus yang dibangun dari *conditional pattern base*. Dengan menentukan minimum support membuat *conditional FP-Tree* akan menghilangkan item-item yang tidak memenuhi syarat. Pada penelitian ini minimum support yang digunakan sebesar 20% dari total transaksi. Berikut adalah tabel *conditional FP-Tree*:

Tabel 4. 5 Conditional FP-tree

Item	Conditional Pattern Base
Otomotif	Pakaian:11
Kesehatan	Kecantikan:11
Aksesoris	Pakaian:10

Hobi	Pakaian:13 Kecantikan:6 Elektronik:4 Elektronik:2 Kecantikan:7 Elektronik:5
Elektronik	Rumah Tangga:21 Pakaian:14 Kecantikan:9 Kecantikan:4 Kecantikan:2 Pakaian:6 Kecantikan:5
Kecantikan	Pakaian:23 Rumah Tangga:16 Rumah Tangga:7
Rumah Tangga	Pakaian:22
Pakaian	Tidak ada tree

Conditional FP-Tree ini mampu meringkas seluruh hasil conditional pattern base menjadi struktur yang lebih kompak dan efisien. Setiap pohon tidak hanya menunjukkan item-item yang sering muncul bersama item kondisi, tetapi juga menghitung frekuensi yang menjadi dasar untuk membangkitkan *frequent itemset* pada langkah selanjutnya.

5. Frequent Itemset

Frequent itemset merupakan kumpulan item yang muncul bersama dalam sejumlah transaksi dengan frekuensi yang memenuhi suatu ambang batas minimum support yang telah ditetapkan sebelumnya. Tujuannya adalah untuk mengidentifikasi kelompok barang atau produk yang sering dibeli pelanggan secara bersamaan. Berikut adalah tabel *frequent itemset*:

Tabel 4. 6 Frequent Itemset

Item	Frequent Itemset
Otomotif	{Otomotif, Pakaian}: 11
Kesehatan	{Kecantikan, Kesehatan}: 11
Aksesoris	{Aksesoris, Pakaian}: 10
Hobi	{Elektronik, Hobi}: 11, {Hobi, Pakaian}: 13, {Hobi, Kecantikan}: 13
Elektronik	{Elektronik, Pakaian}: 20, {Elektronik, Pakaian, Rumah Tangga}: 14, {Elektronik, Kecantikan}: 20, {Elektronik, Kecantikan, Rumah Tangga}: 13, {Elektronik, Kecantikan, Pakaian}: 14, {Elektronik, Rumah Tangga}: 21
Kecantikan	{Kecantikan, Pakaian}: 23, {Kecantikan, Rumah Tangga}: 23, {Kecantikan, Pakaian, Rumah Tangga}: 16
Rumah Tangga	{Pakaian, Rumah Tangga}: 22
Pakaian	Tidak ada pola

Tabel *frequent itemset* diatas berhasil mengungkap pola belanja yang kaya dan bermakna dalam transaksi. Produk pakaian muncul dengan hubungan yang kuat dengan hampir semua kategori lainnya. Sementara itu, produk elektronik dan kecantikan bertindak sebagai kategori yang memicu pembelian dalam kategori lainnya. Hasil ini memberikan dasar data yang kuat untuk pengambilan keputusan strategis dalam hal penataan toko, periklanan target dan strategi pemasaran lainnya yang bertujuan untuk meningkatkan kepuasan pelanggan.

4.3 Implementasi Algoritma FP-Growth

Penelitian ini berfokus pada kinerja algoritma *Frequent Pattern-Growth* dalam mengidentifikasi pola pembelian impulsif pada shopee dengan menggunakan aturan asosiasi penambangan berupa menentukan *support 20% confidence 20%*. Diharapkan dapat memberikan pola-pola unik yang akan membantu pelaku bisnis dalam mengembangkan bisnis terutama pada platform shopee. Berikut adalah hasil olah data algoritma *Frequent Pattern-Growth* yang digunakan dalam mengidentifikasi pola pembelian impulsif pada shopee berdasarkan fenomena *fomo Paylater*.

Tabel 4. 7 Hasil Asosiasi Pola Pembelian

Antecedents (Jika)	Consequents (Maka)	Support (%)	Confidence (%)	Lift Ratio
Elektronik	Kecantikan	40	69	1,04
Kecantikan	Elektronik	40	60,6	1,04
Elektronik	Rumah Tangga	42	72,4	1,06
Rumah Tangga	Elektronik	42	61,8	1,06
Kesehatan	Kecantikan	22	78,6	1,19

Kecantikan	Kesehatan	22	33,3	1,19
Rumah Tangga	Kecantikan	46	67,6	1,02
Kecantikan	Rumah Tangga	46	69,7	1,02
Pakaian	Otomotif	22	31,4	1,31
Otomotif	Pakaian	22	91,7	1,31
Elektronik, Kecantikan	Pakaian	28	70	1
Elektronik, Pakaian	Kecantikan	28	70	1,06
Kecantikan, Pakaian	Elektronik	28	60,9	1,05
Elektronik	Kecantikan, Pakaian	28	48,3	1,05
Kecantikan	Elektronik, Pakaian	28	42,4	1,06
Pakaian	Elektronik, Kecantikan	28	40	1
Elektronik, Pakaian	Rumah Tangga	28	70	1,03
Rumah Tangga, Pakaian	Elektronik	28	63,6	1,1
Elektronik	Rumah Tangga, Pakaian	28	48,3	1,1
Rumah Tangga	Elektronik, Pakaian	28	41,2	1,03
Rumah Tangga, Pakaian	Kecantikan	32	72,7	1,1

Kecantikan, Pakaian	Rumah Tangga	32	69,6	1,02
Rumah Tangga	Kecantikan, Pakaian	32	47,1	1,02
Kecantikan	Rumah Tangga, Pakaian	32	48,5	1,1

Terlihat pada tabel diatas Analisis Aturan Asosiasi Utama menunjukkan adanya hubungan yang kuat antara beberapa kategori produk. Aturan dengan *confidence* tertinggi (91.7%) adalah {Otomotif} → {Pakaian}, yang mengindikasikan bahwa ketika konsumen membeli produk otomotif, terdapat kemungkinan 91.7% mereka juga akan membeli pakaian. Aturan ini juga memiliki lift ratio tertinggi (1.31), menandakan bahwa hubungan antara kedua kategori ini lebih kuat dari yang diharapkan secara acak, sehingga merepresentasikan pola asosiasi yang bermakna dan berpotensi untuk dimanfaatkan dalam strategi *cross-selling*.

Hubungan Timbal Balik Kategori Elektronik, Kecantikan, dan Rumah Tangga terlihat sangat menonjol. Aturan {Elektronik} → {Rumah Tangga} memiliki *confidence* 72.4% dengan *lift ratio* 1.06, sementara aturan sebaliknya {Rumah Tangga} → {Elektronik} memiliki *confidence* 61.8%. Pola serupa terlihat antara {Elektronik} dan {Kecantikan} dengan *confidence* 69% dan 60.6% untuk masing-masing arah. Hal ini mengungkapkan bahwa ketiga kategori ini—Elektronik, Rumah Tangga, dan Kecantikan—memiliki hubungan timbal balik yang kuat dan saling mempengaruhi dalam keranjang belanja konsumen.

Pola Pembelian Produk Kesehatan menunjukkan hubungan yang sangat spesifik dengan produk Kecantikan. Aturan {Kesehatan} \rightarrow {Kecantikan} memiliki *confidence* yang sangat tinggi (78.6%) dan *lift ratio* 1.19, yang merupakan salah satu *lift ratio* tertinggi dalam analisis. Namun, aturan sebaliknya {Kecantikan} \rightarrow {Kesehatan} hanya memiliki *confidence* 33.3%. Asimetri ini menunjukkan bahwa pembelian produk kesehatan cenderung menjadi pemicu yang kuat untuk membeli produk kecantikan, tetapi tidak sebaliknya.

Peran Sentral Kategori Pakaian dalam pola pembelian terkonfirmasi melalui berbagai aturan asosiasi. Pakaian muncul sebagai *consequent* dalam banyak aturan dengan *confidence* tinggi, termasuk aturan {Otomotif} \rightarrow {Pakaian} (91.7%) dan {Elektronik, Kecantikan} \rightarrow {Pakaian} (70%). Fakta bahwa Pakaian adalah kategori dengan jumlah kemunculan tertinggi (35 kali) memperkuat posisinya sebagai item dasar yang hampir selalu hadir dalam berbagai kombinasi pembelian. Aturan Kombinasi Tiga Item mengungkapkan pola yang lebih kompleks. Aturan {Elektronik, Pakaian} \rightarrow {Rumah Tangga} dan {Rumah Tangga, Pakaian} \rightarrow {Kecantikan} masing-masing memiliki *confidence* 70% dan 72.7%, dengan *lift ratio* di atas 1. Pola-pola ini menunjukkan bahwa konsumen cenderung membeli dalam paket yang melibatkan tiga kategori sekaligus, khususnya kombinasi antara elektronik, pakaian, dan kebutuhan rumah tangga atau kecantikan.

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian analisis kinerja algoritma *Frequent pattern mining* dalam Mengidentifikasi pola pembelian impulsif pada shopee berdasarkan fenomena FoMO *paylater* dapat disimpulkan sebagai berikut:

1. Algoritma *FP-Growth* efektif dalam mengidentifikasi pola pembelian impulsif. Algoritma ini berhasil mengungkap hubungan asosiatif yang kuat antar kategori produk, seperti hubungan antara Otomotif → Pakaian dengan *confidence* 91,7% dan *lift ratio* 1,31, yang menunjukkan kekuatan hubungan yang signifikan.
2. Kategori Pakaian mendominasi pola pembelian impulsif. Pakaian muncul sebagai item yang paling sering dibeli 35 kali dan menjadi dasar dari hampir semua kombinasi pembelian, menunjukkan peran sentralnya dalam keranjang belanja konsumen.
3. FoMO dan fitur *paylater* menjadi pemicu utama pembelian impulsif. Sebanyak 100% responden menggunakan *paylater* dalam transaksi mereka, dan faktor FoMO seperti diskon, promo terbatas, dan pengaruh sosial berkontribusi besar terhadap perilaku pembelian yang tidak terencana.
4. Terdapat pola asimetris dalam hubungan antar kategori. Misalnya, Kesehatan → Kecantikan memiliki *confidence* 78,6%, tetapi tidak sebaliknya. Hal ini menunjukkan bahwa pembelian tertentu dapat memicu pembelian lain, tetapi tidak selalu berlaku sebaliknya.
5. Pola pembelian kompleks melibatkan tiga kategori atau lebih juga teridentifikasi, seperti Elektronik, Pakaian, Rumah Tangga dan Kecantikan, Pakaian, Rumah

Tangga, yang mengindikasikan kecenderungan konsumen untuk membeli dalam paket.

5.2 Saran

Berdasarkan penelitian diatas, berikut adalah saran yang dapat peneliti berikan:

1. Untuk pelaku bisnis terutama pada E-Commerce Shopee manfaatkan pola yang teridentifikasi untuk menyusun strategi cross-selling dan bundling produk.
2. Untuk konsumen pengguna E-Commerce Shopee gunakan fitur paylater dengan bijak dan mempertimbangkan kebutuhan sebelum melakukan pembelian.
3. Bagi peneliti selanjutnya perluas cakupan penelitian dengan melibatkan platform E-Commerce lainnya atau pengaruh pembelian lainnya.

DAFTAR PUSTAKA

- Aditya. (2023). *Association Rule Mining Explained With Examples*. Coding Infinite. <https://codinginfinite.com/association-rule-mining-explained-with-examples/>
- Aisafitri, L., & Yusriyah, K. (2020). Fear Of Missing Out Syndrome As A Lifestyle Of The Millennial Generation In Depok City. *Jurnal Riset Mahasiswa Dakwah Dan Komunikasi*, 2(4), 166–177. <https://datareportal.com/reports/digital-2020-indonesia>
- Arief, T. M. V. R. A. R. (2025). *70 Persen Warga Indonesia Tak Punya Tabungan, Belanja Impulsif Jadi Penyebab Utama* Artikel ini telah tayang di *Kompas.com* dengan judul “70 Persen Warga Indonesia Tak Punya Tabungan, Belanja Impulsif Jadi Penyebab Utama”, Klik untuk baca: [https://money.kompas.com/read/2025/01/24/214737726/70-persen-warga-indonesia-tak-punya-tabungan-belanja-impulsif-jadi-penyebab#:~:text=JAKARTA%2C KOMPAS.com-](https://money.kompas.com/read/2025/01/24/214737726/70-persen-warga-indonesia-tak-punya-tabungan-belanja-impulsif-jadi-penyebab#:~:text=JAKARTA%2C%20KOMPAS.com-) Sebanyak 70 persen masyarakat Indonesia tidak,tekanan ekonomi yang memperburuk kemampuan mereka
- BFI, A. (2022). *FOMO Adalah: Penyebab, Ciri-Ciri, dan Cara Mencegahnya*. BFI FINANCE. <https://www.bfi.co.id/id/blog/fomo-adalah-penyebab-ciri-ciri-dan-cara-mencegahnya>
- Ghinarahima, C. N., & Idulfilastri, R. M. (2024). *Peran FoMO sebagai Mediator pada Penggunaan Media Sosial terhadap Perilaku Pembelian Impulsif Produk Skincare*. 4, 4316–4329.

- Hanif, L. (2024). *Apa Itu Python? Pengertian, Fungsi, Kelebihan, dan Contohnya*. Rumah Web. <https://www.rumahweb.com/journal/python-adalah/>
- Kurniawan, R., & Utami, R. H. (2022). Validation of Online Fear of Missing Out (ON-FoMO) Scale in Indonesian Version. *Jurnal Neo Konseling*, 4(3), 1. <https://doi.org/10.24036/00651kons2022>
- Makarim, F. R. (2024). *Apa Itu Fomo? Ini Pengertian, Gejala, dan Dampaknya*. Halodoc. <https://www.halodoc.com/artikel/apa-itu-fomo-ini-pengertian-gejala-dan-dampaknya>
- Maria, V., Irpani, F. S., Khariza, N. A., & Ramadhani, V. (2025). *Analisis Fear of Missing Out (FoMO) Labubu terhadap Pembelian Impulsif di Kalangan Masyarakat Indonesia*.
- Nighel, S., & Sharif, O. O. (2022). Pengaruh Flash Sale terhadap Pembelian Impulsif E-Commerce Shopee di Jawa Barat. *E-Proceeding of Management*, 9(3), 1335-`1344.
- NISP, O. (2023). *Mengenal Impulsive Buying, Faktor Pemicu, & Tips Mencegahnya*. OCBC. <https://www.ocbc.id/id/article/2021/07/23/impulsive-buying>
- Nurjanah, S., Sadiyah, A., & Gumilar, R. (2023). Pengaruh Literasi Ekonomi, Kontrol Diri, dan “FOMO”, terhadap Pembelian Impulsif pada Generasi Milenial. *Global Education Journal*, 1(3), 191–206. <https://doi.org/10.59525/gej.v1i3.171>
- Oktyandito, Y. W. (2023). *Harbolnas: Pengertian, Awal Mula, dan Keuntungan bagi Penjual*. IDN TIMES. <https://www.idntimes.com/business/economy/harbolnas-pengertian-awal->

mula-dan-keuntungan-bagi-penjual-00-qftxr-l5w6b2

- Pratibha, P. (2021). *Frequent pattern mining, Association, and Correlations. Towards Data Science*. <https://towardsdatascience.com/frequent-pattern-mining-association-and-correlations-8fa9f80c22ef/?gi=7fa76cf0e442>
- Rizal, F. (2023). *7 Dampak Negatif FOMO bagi Kesehatan Mental*. Halodoc. <https://www.halodoc.com/artikel/7-dampak-negatif-fomo-bagi-kesehatan-mental>
- Setyorini, S. G., Mustakim, Adhiva, J., & Putri, S. A. (2020). Penerapan Algoritma FP-Growth dalam Penentuan Pola Pembelian Konsumen. *Seminar Nasional Teknologi Informasi, Komunikasi Dan Industri (SNTIKI)*, 180–186.
- Suhada, S., Ratag, D., Gunawan, G., Wintana, D., & Hidayatulloh, T. (2020). Penerapan Algoritma Fp-Growth Untuk Menentukan Pola Pembelian Konsumen Pada Ahass Cibadak. *Swabumi*, 8(2), 118–126. <https://doi.org/10.31294/swabumi.v8i2.8077>
- Surveyandini, M. (2021). Analisis Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Impulse Buying Pada Konsumen Karita Muslim Square Purwokerto. *Ekonomis: Journal of Economics and Business*, 5(1), 277. <https://doi.org/10.33087/ekonomis.v5i1.320>
- Trivusi. (2022). *Algoritma Apriori: Pengertian, Cara Kerja, Kelebihan, dan Kekurangannya*. Trivusi. <https://www.trivusi.web.id/2022/08/algoritma-apriori.html>
- UID. (2024). *Memahami Apa Itu Impulsive Buying dan Tips Penting Menghindarinya*. EKU ID. <https://blog.eku.id/memahami-apa-itu-impulsive-buying-dan-tips-penting-menghindarinya/>

Lampiran

1. Surat Penetapan Dosen Pembimbing

**UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA**
UMSU
Langgud | Cerdas | Terpercaya

MAJELIS PENDIDIKAN TINGGI PENELITIAN & PENGEMBANGAN PIMPINAN PUSAT MUHAMMADIYAH
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI

UMSU Terakreditasi A Berdasarkan Keputusan Badan Akreditasi Nasional Perguruan Tinggi No. 89/SK/IBAN-PT/Akred/PT/III/2019
Pusat Administrasi: Jalan Mukhtar Basri No. 3 Medan 20238 Telp. (061) 6622400 - 66224567 Fax. (061) 6625474 - 6631003
<https://skd.umsumed.ac.id> fkid@umsumed.ac.id [f/umsumedan](#) [ig/umsumedan](#) [t/umsumedan](#) [umsumedan](#)

PENETAPAN DOSEN PEMBIMBING
PROPOSAL/SKRIPSI MAHASISWA
NOMOR : 904/II.3-AU/UMSU-09/F/2024

Assalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh

Dekan Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara, berdasarkan Persetujuan permohonan judul penelitian Proposal / Skripsi dari Ketua / Sekretaris.

Program Studi : Sistem Informasi
Pada tanggal : 20 November 2024

Dengan ini menetapkan Dosen Pembimbing Proposal / Skripsi Mahasiswa.

Nama : Mirza Rian Arief Lubis
NPM : 2109010071
Semester : VII (Tujuh)
Program studi : Sistem Informasi
Judul Proposal / Skripsi : Analisis Kinerja Algoritma FPM Dalam Melakukan Klasterisasi Kreditur Di PT Peta Rumah

Dosen Pembimbing : Dr. Al-Khowarizmi,S.Kom.,M.Kom.

Dengan demikian di izinkan menulis Proposal / Skripsi dengan ketentuan

1. Penulisan berpedoman pada buku panduan penulisan Proposal / Skripsi Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi UMSU
2. Pelaksanaan Sidang Skripsi harus berjarak 3 bulan setelah dikeluarkannya Surat Penetapan Dosen Pembimbing Skripsi.
3. **Proyek Proposal / Skripsi** dinyatakan "**BATAL**" bila tidak selesai sebelum Masa Kadaluaarsa tanggal : **20 November 2025**
4. Revisi judul.....

Wassalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh.

Ditetapkan di : Medan
Pada Tanggal : 18 Jumadil Awwal 1446 H
20 November 2024 M

a.n. Dekan
Wakil Dekan I


Halim Maulana, S.T., M.Kom.
NIDN : 0121119102



Cc. File

2. Lembar Bimbingan Skripsi



MAJELIS PENDIDIKAN TINGGI PENELITIAN & PENGEMBANGAN PIMPINAN PUSAT MUHAMMADIYAH
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI

UMSU Terakreditasi A Berdasarkan Keputusan Badan Akreditasi Nasional Perguruan Tinggi No. 80/SK/SBAN-PT/Akred/PT/2019
 Pusat Administrasi: Jalan Sekeloa Baru No. 3 Medan 20228 Telp. (061) 6623400 - 6623401 Fax. (061) 6623414 - 6621003

Website: www.umsu.ac.id Email: info@umsu.ac.id Instagram: @umsuindonesia Facebook: umsumedan Twitter: umsumedan YouTube: umsumedan

Berita Acara Pembimbingan Skripsi

Nama Mahasiswa: Mirza Rian Arief Lubis Program Studi: Sistem Informasi
 NPM : 2109010071 Konsentrasi : Data Mining
 Nama Dosen Pembimbing: : Assoc. Prof. Dr. Al-Khowarizmi, M.Kom

Judul Penelitian : Analisis Kinerja Algoritma FPM dalam mengidentifikasi pola pembelian impulsif pada shopee berdasarkan fenomena FOMO

Item	Hasil Evaluasi	Tanggal	Paraf Dosen
1	Mengubah Rumusan Masalah, Tujuan Dan Manfaat Penelitian		<i>al</i>
2	Menambahkan Studi Literatur		<i>a</i>
3	Mengubah Metode Pengumpulan Data		<i>al</i>
4	ACC Seminar Proposal		<i>an</i>
5	Menetapkan Kategori-Kategori Produk		<i>al</i>
6	Menetapkan Aturan Asosiasi Penambangan		<i>al</i>
7	Penambahan Tabel Codingan pada Bab 4		<i>al</i>
8	ACC Sidang		<i>a</i>

Medan 22-06-2025
 Disetujui oleh :
 Dosen Pembimbing

Diketahui oleh :

Ketua Program Studi
 Sistem Informasi



Martiano S.Pd, S.Kom., M.Kom



Assoc. Prof. Dr. Al-Khowarizmi, M.Kom





3. Hasil Cek Turnitin

TEMPLATEPROPOSALSKRIPSI_RIAN_LUBIS-1758715913361			
ORIGINALITY REPORT			
29%	27%	8%	12%
SIMILARITY INDEX	INTERNET SOURCES	PUBLICATIONS	STUDENT PAPERS
PRIMARY SOURCES			
1	codinginfinite.com Internet Source		3%
2	Submitted to Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara Student Paper		3%
3	www.ocbc.id Internet Source		3%
4	blog.eku.id Internet Source		2%
5	www.ocbcnisp.com Internet Source		2%
6	repository.umsu.ac.id Internet Source		1%
7	kantinit.com Internet Source		1%
8	www.jetorbit.com Internet Source		1%
9	repository.uin-suska.ac.id Internet Source		1%
10	Submitted to Sriwijaya University Student Paper		<1%
11	www.trivusi.web.id Internet Source		<1%

12	123dok.com Internet Source	<1 %
13	eprints.binadarma.ac.id Internet Source	<1 %
14	www.kajianpustaka.com Internet Source	<1 %
15	money.kompas.com Internet Source	<1 %
16	amartakarya.co.id Internet Source	<1 %
17	repository.unama.ac.id Internet Source	<1 %
18	Abidah Wafiyah Ramadhaniah Afandi, Miftahur Rahman, Wiwik Suharso. "Penentuan Barang Terpopuler Menggunakan Algoritma Frequent Patern Growth (FP- Growth) Pada Data Transaksi Penjualan Odeliz.ID", Generation Journal, 2024 Publication	<1 %
19	text-id.123dok.com Internet Source	<1 %
20	journal.civiliza.org Internet Source	<1 %
21	liberezmoussa.fr Internet Source	<1 %
22	repositori.uma.ac.id Internet Source	<1 %
23	www.coursehero.com Internet Source	<1 %

24	Arbi Adi Muharam, Nana Suarna, Irfan Ali, Dendy Indria Effendy. "METODE FP-GROWTH UNTUK MENGOPTIMALKAN REKOMENDASI PENJUALAN MAKANAN DAN MINUMAN DI PIKNIK CAFÉ", Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan, 2025 Publication	<1 %
25	repository.radenintan.ac.id Internet Source	<1 %
26	ejurnal.teknokrat.ac.id Internet Source	<1 %
27	repository.yudharta.ac.id Internet Source	<1 %
28	journal.areai.or.id Internet Source	<1 %
29	jtiik.ub.ac.id Internet Source	<1 %
30	repository.its.ac.id Internet Source	<1 %
31	www.halodoc.com Internet Source	<1 %
32	repository.mercubuana.ac.id Internet Source	<1 %
33	www.idntimes.com Internet Source	<1 %
34	booksreadr.org Internet Source	<1 %
35	repo.apmd.ac.id Internet Source	<1 %

36	repositori.usu.ac.id Internet Source	<1 %
37	repository.atmaluhur.ac.id Internet Source	<1 %
38	repository.ub.ac.id Internet Source	<1 %
39	Submitted to Universitas Lancang Kuning Student Paper	<1 %
40	digilib.unimed.ac.id Internet Source	<1 %
41	Submitted to IAIN Purwokerto Student Paper	<1 %
42	Submitted to unimal Student Paper	<1 %
43	Submitted to Universitas Maritim Raja Ali Haji Student Paper	<1 %
44	ejournal.itn.ac.id Internet Source	<1 %
45	ekonomis.unbari.ac.id Internet Source	<1 %
46	repository.unsri.ac.id Internet Source	<1 %
47	www.liputan6.com Internet Source	<1 %
48	Submitted to Badan PPSDM Kesehatan Kementerian Kesehatan Student Paper	<1 %

49	Submitted to Fakultas Ekonomi Universitas Indonesia Student Paper	<1 %
50	Submitted to Fakultas ISIP Student Paper	<1 %
51	Sam'ani, Mashud. "Meningkatkan Kemampuan Passing Kaki Bagian Dalam Melalui Model Pembelajaran Kooperatif Tipe TGT Pada Siswa SMP", JURNAL PENDIDIKAN OLAHRAGA, 2025 Publication	<1 %
52	Submitted to UPN Veteran Jakarta Student Paper	<1 %
53	Submitted to Universitas Negeri Jakarta Student Paper	<1 %
54	repository.ar-raniry.ac.id Internet Source	<1 %
55	repository.uinbanten.ac.id Internet Source	<1 %
56	e-journals.unmul.ac.id Internet Source	<1 %
57	eprints.undip.ac.id Internet Source	<1 %
58	publikasi.dinus.ac.id Internet Source	<1 %
59	Muhammad Alfin Firdiansyah, Yulian Findawati, Cindy Taurusta, Ade Eviyanti. "Application of Data Mining on Sales of Leather Handicrafts in Sidoarjo with Apriori Algorithm to Help Marketing Strategy"	<1 %

Procedia of Engineering and Life Science,
2021

Publication

60	Submitted to UIN Maulana Malik Ibrahim Malang Student Paper	<1 %
61	digilib.uinsby.ac.id Internet Source	<1 %
62	repository.um-palembang.ac.id Internet Source	<1 %
63	repository.upi.edu Internet Source	<1 %
64	Dewi Kartikasari, Yuliana Yuliana, Asmar Yulastri. "Hubungan antara Tingkat Pendapatan Keluarga dan Pola Konsumsi Pangan Masyarakat: Sebuah Literatur Review", YASIN, 2024 Publication	<1 %
65	Indah Wahyuningtyas, IM Hambali, Muslihati. "Profil Kecenderungan Fear of Missing Out (FoMO) Pada Siswa Sekolah Menengah Atas", G-Couns: Jurnal Bimbingan dan Konseling, 2024 Publication	<1 %
66	hb.diva-portal.org Internet Source	<1 %
67	j-innovative.org Internet Source	<1 %
68	repository.stiegici.ac.id Internet Source	<1 %

69	repository.ulb.ac.id Internet Source	<1 %
70	repository.unika.ac.id Internet Source	<1 %
71	sinomicsjournal.com Internet Source	<1 %
72	www.scribd.com Internet Source	<1 %
73	Anthony Anggrawan, Mayadi Mayadi, Christofer Satria. "Menentukan Akurasi Tata Letak Barang dengan Menggunakan Algoritma Apriori dan Algoritma FP-Growth", MATRIK : Jurnal Manajemen, Teknik Informatika dan Rekayasa Komputer, 2021 Publication	<1 %
74	Ramadhan Ramadhan, Esther Irawati Setiawan. "Market Basket Analysis untuk Swalayan KSU Sumber Makmur dengan Algoritma FP Growth", Journal of Intelligent System and Computation, 2021 Publication	<1 %
75	Sri Widyawati, Masriadi Masriadi. "Pengaruh Penggunaan Rokok Elektrik Terhadap Mental Health Mahasiswa", RIGGS: Journal of Artificial Intelligence and Digital Business, 2025 Publication	<1 %
76	apd.umk.pl Internet Source	<1 %
77	dietrichgerrytarigan.wordpress.com Internet Source	<1 %

78	dspace.uui.ac.id Internet Source	<1 %
79	education.biu.ac.il Internet Source	<1 %
80	ejournal.stmik-time.ac.id Internet Source	<1 %
81	id.scribd.com Internet Source	<1 %
82	journal.upy.ac.id Internet Source	<1 %
83	jurnal.darmajaya.ac.id Internet Source	<1 %
84	konsultasiskripsi.com Internet Source	<1 %
85	repo.iain-tulungagung.ac.id Internet Source	<1 %
86	www.edbt.org Internet Source	<1 %
87	Abdu Shobarudin Amer, Nana Suarna, Irfan Ali. "PENGOPTIMALAN MODEL ASOSIASI PENJUALAN PRODUK DI KEDAI MINUMAN MENGGUNAKAN METODE ALGORITMA FP-GROWTH", Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan, 2025 Publication	<1 %
88	docobook.com Internet Source	<1 %